



Assemblage mécanique : stratégies d'optimisation des procédés et d'identification des comportements mécaniques des matériaux

Émile Roux

► To cite this version:

Émile Roux. Assemblage mécanique : stratégies d'optimisation des procédés et d'identification des comportements mécaniques des matériaux. Matériaux. École Nationale Supérieure des Mines de Paris, 2011. Français. NNT : 2011ENMP0025 . pastel-00628034

HAL Id: pastel-00628034

<https://pastel.archives-ouvertes.fr/pastel-00628034>

Submitted on 30 Sep 2011

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

École doctorale n°364 : Sciences fondamentales et appliquées

Doctorat ParisTech

T H È S E

pour obtenir le grade de docteur délivré par

l'École nationale supérieure des mines de Paris

Spécialité “ Mécanique Numérique”

présentée et soutenue publiquement par

Emile ROUX

le 07 juillet 2011

Assemblage Mécanique :

**Stratégies d'optimisation des procédés et d'identification des
comportements mécaniques des matériaux**

Directeur de thèse : **François BAY**

Co-encadrement de la thèse : **Pierre-Olivier BOUCHARD**

Jury

M. Jacques BLUM, Professeur, Laboratoire J.A. Dieudonné, Université de Nice Sophia Antipolis

Président

M. Michel BRUNET, Professeur, LamCoS, INSA Lyon

Rapporteur

M. Fabrice SCHMIDT, Professeur, ICA-Albi, Ecoles des Mines d'Albi

Rapporteur

M. Mohamed RACHIK, Maître de Conférences - HDR, Laboratoire Roberval, UTC Compiègne

Examineur

M. Julien MALRIEU, Ingénieur, CETIM

Invité

M. François BAY, Professeur, CEMEF, Mines ParisTech

Directeur de thèse

M. Pierre-Olivier BOUCHARD, Maître de Conférences - HDR, CEMEF, Mines ParisTech

Co-directeur de thèse

T
H
È
S
E

MINES ParisTech

Centre de Mise en Forme des Matériaux

Rue Claude Daunesse B.P. 207, 06904 Sophia Antipolis Cedex, France

Remerciements

Je tiens dans un premier temps à exprimer toute ma reconnaissance et mon amitié à Pierre-Olivier Bouchard (P.-O. ;)), mon directeur de thèse. Sa disponibilité, son ouverture d'esprit, son écoute, ses smileys :p, nos discussions ainsi que la liberté qu'il m'a laissée, m'ont permis de mener ce travail avec succès. Je tiens aussi à remercier François Bay, qui m'a suivi tout au long de ces trois années, et notamment pour ses remarques et analyses toujours pertinentes qui nous ont permis de rebondir dans la bonne direction.

Je remercie le CEMEF et le CETIM d'avoir construit ce projet ambitieux et de m'avoir permis de m'y associer.

Je tiens ensuite à remercier Fabrice Schmidt et Michel Brunet qui m'ont fait l'honneur de rapporter mon travail de thèse. J'adresse également mes remerciements à Jacques Blum, Mohamed Rachik et Julien Malrieu qui ont examiné mon travail.

Mes remerciements vont ensuite vers toutes les personnes que j'ai pu rencontrer au laboratoire et au Cetim, personnes qui ont rendu ces trois années très enrichissantes grâce aux collaborations et discussions que nous avons pu avoir. Notamment, mes collègues de projet Rachid El Kahoulani, Mathieu Gaurin et Julien Malrieu. Merci aussi à toutes celles et ceux qui m'ont permis d'égayer les soirées, les Week End et les pauses café durant ces années. Je remercie plus particulièrement Sabine, Franck, Thomas, Nicolas, Lionel, Aurélien, Benoit, Hicham, Nadine, Benjamin, Sylvie, Ziad, ...

Je souhaite aussi exprimer toute mon amitié à des personnes que j'ai rencontré au Cemef et qui sont devenues des Amis: Raph, Pam, Greg, Larbiao et Tof. Je les remercie aussi bien pour nos séances de travail que de délire, sans quoi ces années auraient été bien ternes, Merci à vous!

Je profite aussi de ces quelques lignes pour remercier une personne que j'estime beaucoup, qui se reconnaîtra sûrement, qui m'a donné l'envie et la confiance en moi nécessaire pour me lancer dans cette aventure, Merci!

Enfin je remercie ma famille de m'avoir soutenu et toujours encouragé durant toutes ces années d'études.

*Encore Merci à tous.
Bonne lecture !*

Sommaire

Table des abréviations et des sigles.....	9
Introduction.....	11
Chapitre 1 Optimisation dans le cadre de la modélisation par éléments finis des procédés d'assemblage.....	15
1 Assemblages par déformation plastique : contexte d'optimisation.....	16
1.1 Définition.....	16
1.2 Contexte industriel.....	16
1.3 Vers l'optimisation des assemblages	17
2 Bibliographie	18
2.1 Généralités sur l'optimisation.....	18
2.2 Analyse de sensibilité par plans d'expériences.....	28
2.3 Méthodes d'optimisation pour fonctions objectif coûteuses.....	34
2.4 Bilan.....	39
3 Optimiser avec un métamodèle par krigeage	39
3.1 Le krigeage ordinaire.....	39
3.2 Exploration et exploitation de surfaces de réponse par Krigeage.....	44
3.3 Algorithme EGO.....	47
4 Proposition d'extension parallèle de l'algorithme EGO.....	48
4.1 Enjeux et intérêts d'une telle extension	48
4.2 Différentes approches	49
4.3 Exploitation des propriétés du krigeage pour la parallélisation.....	51
5 Conclusion	55
Chapitre 2 MOOPI un outil d'optimisation dédié aux calculs éléments finis....	57
1 Conception - Développement de la plateforme MOOPI.....	58
1.1 Objectifs généraux de la plateforme MOOPI.....	58
1.2 Analyse des objectifs.....	58
1.3 L'environnement CimLib®	61

1.4	Architecture logicielle retenue – environnement objet.....	61
1.5	Gestion des calculs – exploitation des ressources de calcul.....	62
1.6	Evolutivité de la plateforme.....	63
2	Implémentation de l'algorithme EGO.....	66
2.1	Implémentation du krigeage.....	67
2.2	Implémentation de l'algorithme de minimisation par stratégie d'évolution.....	68
2.3	Construction de l'algorithme EGO parallèle (EGO-p).....	69
2.4	Critère d'arrêt et robustesse de l'algorithme.....	71
3	Validations et analyse des performances de la plateforme MOOPI.....	73
3.1	Définition de fonctions coût de référence.....	73
3.2	Test de la plateforme MOOPI.....	76
3.3	Apport du krigeage anisotrope.....	78
3.4	Apport de l'extension parallèle de l'algorithme EGO.....	79
3.5	Comparaison des performances avec l'algorithme SE-Meta.....	82
3.6	Bilan des tests de la plateforme MOOPI.....	88
4	Conclusion.....	89
 Chapitre 3 Optimisation numérique d'un point d'assemblage : application au procédé de clinchage.....		91
1	Préambule à la modélisation des procédés d'assemblage mécanique.....	93
1.1	Comportement élasto-plastique.....	93
1.2	Le modèle d'endommagement de Lemaitre.....	94
1.3	Précisions sur le couplage comportement-endommagement.....	97
2	Définition d'un cas de référence.....	100
2.1	Modélisation du clinchage par éléments finis.....	101
2.2	Vers l'optimisation d'un assemblage par clinchage.....	114
3	Analyse de sensibilité.....	118
4	Optimisation de la tenue mécanique.....	119
4.1	Définition du problème d'optimisation - fonction coût.....	119
4.2	Résultats.....	120
4.3	Impact sur la tenue en cisaillement (Axe X).....	123
5	Conclusion.....	123
 Chapitre 4 Identification de paramètres matériaux par analyse inverse..		125
1	Identification de paramètres matériaux par analyse inverse.....	126
1.1	Définition de l'analyse inverse.....	126
1.2	Intégration dans la plateforme MOOPI.....	128
2	Le modèle direct.....	129
2.1	Définition du modèle direct.....	129
2.2	Hypothèses relatives aux aspects numériques de la résolution du modèle.....	130
3	Identification à partir d'observables globales.....	130
3.1	Essai de traction – Mesure de l'observable force/déplacement.....	130
3.2	Construction d'une fonction coût adaptée au problème d'adoucissement/rupture...	131
3.3	Etude de sensibilité par rapport aux paramètres du modèle.....	139
3.4	Vers l'exploitation de mesures plus riches : mesure de striction.....	155
3.5	Application : identification des paramètres matériaux des tôles d'aluminium pour le clinchage.....	164

4	Conclusion	170
Chapitre 5 Identification : apport des mesures de champs173		
1	Exploitation des mesures de champs pour l'identification	174
1.1	Recalage par éléments finis (REF)	174
1.2	L'erreur en relation de comportement	176
1.3	L'écart à l'équilibre	176
1.4	L'écart à la réciprocité	176
1.5	La méthode des champs virtuels	177
1.6	Choix d'une méthode	178
2	Exploitation des mesures de champs	178
2.1	Données disponibles	178
2.2	Pilotage de simulations éléments finis avec des mesures de champs.....	180
2.3	Construction d'une fonction coût adaptée aux mesures de champs en grandes déformations	183
3	Etude de sensibilité par surface de réponse.....	186
3.1	Cas de référence - essai virtuel.....	186
3.2	Sensibilité par rapport aux paramètres de la loi d'écrouissage.....	187
3.3	Sensibilité par rapport aux paramètres de la loi d'évolution de l'endommagement ductile de Lemaitre	190
4	Identification des paramètres matériaux d'un acier DC04	194
4.1	Données expérimentales : prétraitement – filtrage	194
4.2	Identification des paramètres d'écrouissage	197
4.3	Identification des paramètres de la loi d'évolution de l'endommagement.....	201
4.4	Bilan de l'identification des paramètres de l'acier DC04.....	203
5	Conclusion	203
Conclusion générale et perspectives		205
Références		209
Annexe : MOOPI au laboratoire		217

Table des abréviations et des sigles

AE	Algorithmes évolutionnaires
AG	Algorithmes génétiques
BFGS	Méthode de minimisation Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno
CL	Constant Liar
CV	Cross Validation
EF	Eléments finis
EGO	Efficient Global Optimisation
EGO-p	Algorithme EGO parallèle
EI	Expected Improvement
KB	Kriging believer
LB	Lower confidence Bound
MDC	Mesures de champs
MLE	Maximum Likelihood Estimation
MOOPI	MOdular software dedicated to Optimisation and Parameters Identification
PE	Plans d'expériences
SE	Stratégies d'évolution
SE-Meta	Stratégies d'évolution assistées par Métamodèle

Introduction

Contexte Général : Projet MONA LISA

L'un des grands défis de l'industrie est d'optimiser l'ensemble du cycle de vie d'un produit, depuis la conception jusqu'à la tenue mécanique en service. L'objectif est de réduire les coûts au sens large du terme, c'est-à-dire aussi bien le coût financier que le coût environnemental. La phase de conception est l'une des étapes clés pour atteindre ces objectifs. L'utilisation d'outils de conception assistés par ordinateur est une réponse très efficace à ces problématiques.

Pour répondre à ces exigences de plus en plus élevées dans l'industrie (aéronautique, automobile, de l'électroménager, du transport ferroviaire...), les concepteurs ont recours à l'utilisation de matériaux de natures différentes et sont confrontés aux problématiques d'assemblage de ces matériaux. Les techniques d'assemblage par soudage ou par collage sont souvent retenues, mais ne permettent pas de répondre à toutes les problématiques rencontrées dans l'industrie. Différentes techniques d'assemblage par déformations plastiques peuvent alors être envisagées. Ces procédés d'assemblage par déformations plastiques regroupent des procédés très anciens tels que le rivetage mais aussi des procédés plus innovants tels que le clinchage, le sertissage, ou encore le rivetage auto-poinçonneur... Ces procédés présentent l'avantage de pouvoir créer un assemblage entre des matériaux ayant de mauvaises propriétés de soudabilité ou de collage. La plupart de ces procédés présentent de bonnes propriétés de tenue mécanique, principalement en cisaillement, et sont fiables dans le temps. Certains d'entre eux, tel que le clinchage, sont également intéressants d'un point de vue financier, puisqu'ils ne nécessitent pas d'apport de matière supplémentaire.

La maîtrise et la bonne connaissance de ces procédés constituent donc des points primordiaux pour pouvoir les intégrer de manière efficace et optimale dans les structures mécaniques industrielles. Le développement d'outils numériques capables de modéliser les assemblages par déformation plastique est par conséquent un point clé pour l'aide à la conception et à l'innovation. Ce type d'outils vient compléter les outils et le savoir déjà existant, basé sur des observations empiriques et l'expérience des concepteurs.

C'est dans ce contexte d'aide à la conception et à l'innovation que le projet MONA LISA (Modélisation et Optimisation Numérique des Assemblages, Logiciel Intégré de Simulation des Assemblages) a été construit. Il implique 3 partenaires : le CETIM (Centre technique des industries mécaniques), le CEMEF (Centre de mise en forme des matériaux) et Transvalor. Les objectifs du projet peuvent se décliner en deux volets. Le premier est de développer les méthodes numériques nécessaires à la modélisation et l'optimisation des technologies d'assemblage par déformation plastique. Le second est de proposer un ensemble de logiciels

d'aide à la conception et à l'optimisation des assemblages, intégrant l'ensemble de ces développements numériques.

Problématiques de la thèse

Cette thèse est l'une des quatre thèses effectuées dans le cadre du projet MONA LISA. La problématique traitée ici est double :

- Mise en place d'outil numériques permettant la caractérisation des propriétés mécaniques des matériaux mis en jeu dans l'assemblage.
- Développement d'un outil d'aide à la conception et plus particulièrement à l'optimisation des procédés d'assemblage par déformation plastique pour améliorer leur tenue en service.

L'ensemble des travaux réalisés au sein du projet MONA LISA permettra, à terme, de mettre en place une chaîne de modélisations complète depuis la mise en place de l'assemblage jusqu'à la tenue en service. Ces modélisations permettront donc d'analyser une configuration d'assemblage donnée, et d'évaluer l'influence des paramètres du procédé sur la tenue mécanique en service. Mais pour exploiter pleinement la puissance d'un tel outil il est incontournable d'utiliser des méthodes d'analyse et d'optimisation, permettant de proposer de nouvelles solutions d'assemblage, et d'optimiser un assemblage par rapport à une sollicitation mécanique définie. La première problématique posée est donc de proposer une solution d'optimisation et d'analyse des assemblages par déformation plastique exploitant les outils de modélisation développés dans le cadre du projet. En filigrane de cette problématique apparaît une problématique connexe liée au temps de calcul. En effet les calculs permettant la modélisation de la mise en place et de la tenue mécanique d'un assemblage par déformation plastique sont relativement longs (plusieurs heures). Si l'on souhaite tester, de manière automatique, plusieurs configurations d'un assemblage pour aboutir à une solution optimale en un temps raisonnable, il est nécessaire d'utiliser des méthodes intégrant cette problématique de temps.

Outre les méthodes numériques utilisées, la précision des résultats est liée à la bonne connaissance du comportement des matériaux composant l'assemblage. La modélisation des procédés d'assemblage par déformation plastique met en jeu de grandes déformations plastiques ainsi que des processus d'endommagement ductile dans les différentes pièces composant l'assemblage. On se posera donc comme seconde problématique l'identification de ces paramètres matériaux et notamment l'identification des paramètres matériaux liés aux lois d'évolution de l'endommagement ductile. La prédiction fiable de l'endommagement étant un point primordial pour bien évaluer la tenue en service d'un assemblage.

Organisation du manuscrit - guide de lecture

Le manuscrit de thèse est divisé en 5 chapitres. Après une brève présentation de la problématique industrielle liée aux procédés d'assemblage par déformation plastique, le premier chapitre présente les différentes méthodes d'optimisation exploitables dans le cadre de l'optimisation des assemblages par déformation plastique sur la base de modélisations éléments finis. Cette recherche débouche sur le choix de l'utilisation de méthodes assistées par métamodèle.

Le deuxième chapitre présente les développements numériques réalisés, développements débouchant sur la mise en place de la plateforme MOOPI (*MOdular software dedicated to Optimisation and Parameters Identification*), qui est un logiciel dédié à l'identification par

analyse inverse et à l'optimisation. En plus de la réflexion sur la mise en place d'une structure logicielle pérenne, ce chapitre fait une large place à la validation et à l'évaluation de l'efficacité de la plateforme et de l'algorithme d'optimisation proposé.

Les trois chapitres suivants exploitent cette plateforme.

Le chapitre 3 propose une procédure d'optimisation des assemblages par déformation plastique. En préambule de ce chapitre, une brève description du modèle de comportement du matériau est faite : le modèle retenu pour la modélisation des assemblages par déformation plastique est constitué d'une loi de comportement élasto-plastique couplée à un modèle d'endommagement ductile de Lemaitre. La procédure mise en place est illustrée par l'optimisation du procédé de clinchage. Cette procédure se décompose en trois phases : la validation de la modélisation du procédé, l'identification des paramètres procédé les plus influents, et l'optimisation du procédé.

Le chapitre 4 propose une méthodologie d'identification par analyse inverse des paramètres matériaux, analyse inverse basée sur l'exploitation de la plateforme MOOPI. Ce chapitre est dédié à l'identification des différents paramètres du modèle de comportement retenu sur la base d'essais de traction classique.

Puis, dans le chapitre 5, une méthodologie pour intégrer les mesures de champs dans le processus d'identification est mise en place. L'objectif de ce chapitre est de montrer l'intérêt d'exploiter des observables plus riches pour identifier les paramètres matériaux de manière plus pertinente.

En conclusion de ce manuscrit, le bilan des travaux est dressé et une discussion sur les ouvertures et perspectives envisagées est proposée.

Chapitre 1

Optimisation dans le cadre de la modélisation par éléments finis des procédés d'assemblage

Dans le cadre de l'optimisation des procédés d'assemblage, l'évaluation de la fonction coût (ou fonction objectif), c'est-à-dire l'évaluation de la qualité d'un point d'assemblage, est réalisée par la résolution d'un problème mécanique par éléments finis. Ce calcul, permettant d'aboutir à l'évaluation de la qualité d'un assemblage (donc de la fonction coût), est long : la fonction objectif est donc dite coûteuse. Dans ce chapitre, nous présenterons tout d'abord le cadre général d'optimisation des assemblages par déformation plastique, puis le cadre plus général d'un processus d'optimisation et d'analyse d'expériences numériques. Nous nous focaliserons ensuite plus particulièrement sur les méthodes d'optimisation adaptées aux fonctions coût dont l'évaluation nécessite un calcul éléments finis coûteux en temps de calcul.

Ces méthodes adaptées aux fonctions objectifs coûteuses ont pour contrainte supplémentaire de limiter le nombre d'évaluations de la fonction coût. L'objectif étant d'obtenir une solution convenable en un temps raisonnable, c'est-à-dire en limitant le nombre d'appels à la résolution du calcul par éléments finis. Une première solution consiste à utiliser la méthodologie issue des plans d'expériences. Nous aborderons ensuite des méthodes d'optimisation assistées par métamodèle, et nous présenterons plus particulièrement l'algorithme *Efficient Global Optimisation* (EGO) proposé par Jones [Jon98].

Dans la dernière partie de ce chapitre, nous présenterons plusieurs approches ayant pour but de "paralléliser" l'algorithme proposé par Jones. L'algorithme EGO propose d'évaluer les solutions potentielles les unes après les autres. L'objet de cette dernière partie est d'analyser les différentes pistes pour rendre parallèle cet algorithme, c'est-à-dire d'évaluer plusieurs solutions potentielles de manière simultanée et donc d'exploiter la puissance de calcul disponible sur plusieurs processeurs travaillant en parallèle.

1 Assemblages par déformation plastique : contexte d'optimisation

1.1 Définition

Les méthodes d'assemblage par déformation plastique regroupent les méthodes d'assemblage, à froid, de produits minces dont la tenue mécanique est assurée par la déformation et l'interpénétration des composants de l'assemblage. Ces assemblages peuvent être créés sans apport de matière (clinchage Figure 1-1 c et d) ou avec apport d'un composant supplémentaire (rivetage Figure 1-1 b, rivetage auto-poinçonneur Figure 1-1 a)

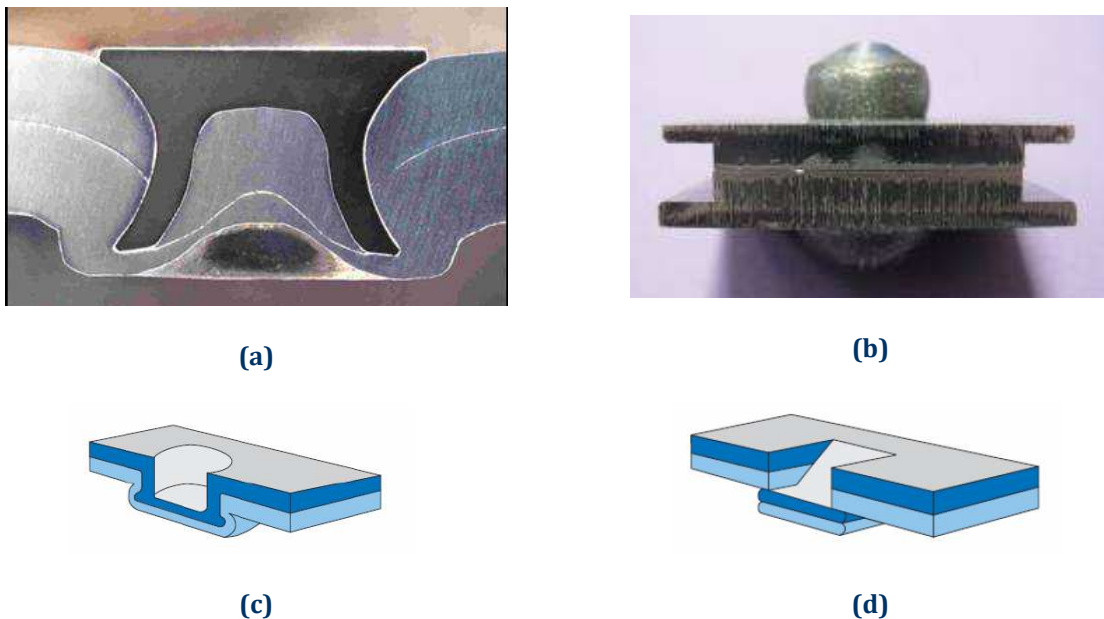


Figure 1-1 : Différentes techniques d'assemblage par déformation plastique : (a) rivetage auto-poinçonneur (coupe), (b) rivetage, (c) clinchage à point rond, (d) clinchage à point carré

1.2 Contexte industriel

Ce type d'assemblage est largement utilisé dans l'industrie, et notamment dans le secteur des transports. Par exemple, un capot de Peugeot 607 comporte environ 70 points clinchés, tandis que le nombre de points d'assemblage mécanique (essentiellement rivets) d'un Airbus A340 est de l'ordre de 1 500 000. Certains modèles de voiture Allemandes (BMW et Audi par exemple) ont des caisses en blanc réalisées totalement en alliage d'aluminium. Les assemblages par déformation plastique sont alors largement utilisés et peuvent se compter par milliers.

Une meilleure connaissance de la tenue mécanique et de l'optimisation de ces points d'assemblage aurait un impact direct sur le nombre de points nécessaires pour assurer une tenue « optimale » de la structure assemblée. Cette réduction implique automatiquement une réduction du coût de fabrication du produit. C'est dans cette optique de réduction des coûts que la modélisation numérique et l'optimisation prennent tout leur sens.

1.3 Vers l'optimisation des assemblages

Les outils de simulation développés au laboratoire et plus particulièrement au sein du projet permettent de prédire la tenue mécanique d'une configuration d'assemblage donnée. Ces outils permettent de quantifier l'impact de la modification des paramètres du procédé de pose d'assemblages sur la tenue mécanique de celui-ci.

Lors de ses travaux de thèse, S. Fayolle [Fay08] a mis en place une modélisation du rivetage auto-poinçonneur. De manière à démontrer l'influence de la géométrie des outils sur la tenue mécanique, il a réalisé une "optimisation manuelle" du procédé en jouant sur la forme de la bouterolle, utilisée comme outil inférieur dans le procédé de rivetage autopoinçonneur. La Figure 1-2 montre le gain de tenue mécanique en cisaillement obtenu en modifiant l'un des outils.

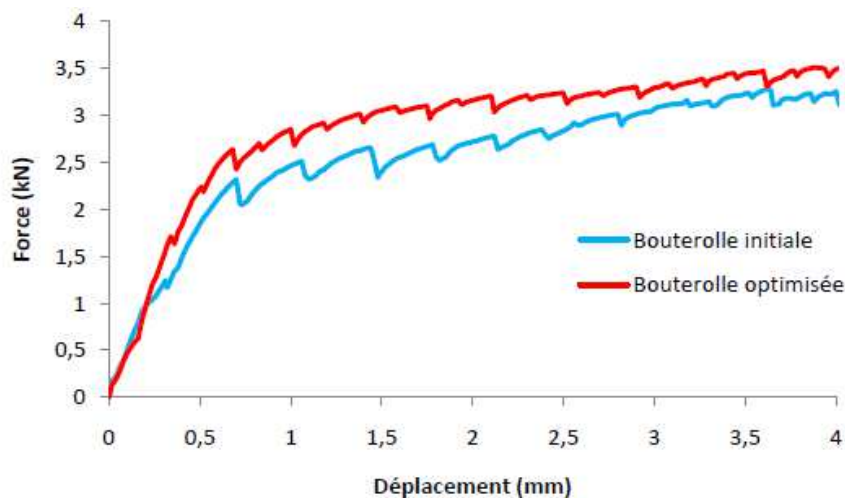


Figure 1-2 : Résultats de l'optimisation d'un assemblage par rivet auto-poinçonneur [Fay08]

Les résultats obtenus montrent l'intérêt d'optimiser le procédé d'assemblage. Sur cet exemple cependant, une seule variable a été considérée et l'optimisation a été réalisée de manière manuelle. Une optimisation automatique de la chaîne virtuelle de simulation (pose du point d'assemblage et modélisation de la tenue mécanique) constituerait un apport majeur en terme d'efficacité et d'utilisation dans un cadre industriel. L'objectif final serait donc de réaliser une boucle d'optimisation automatique (Figure 1-3) capable de travailler sur plusieurs paramètres du procédé afin d'améliorer au maximum la tenue mécanique.

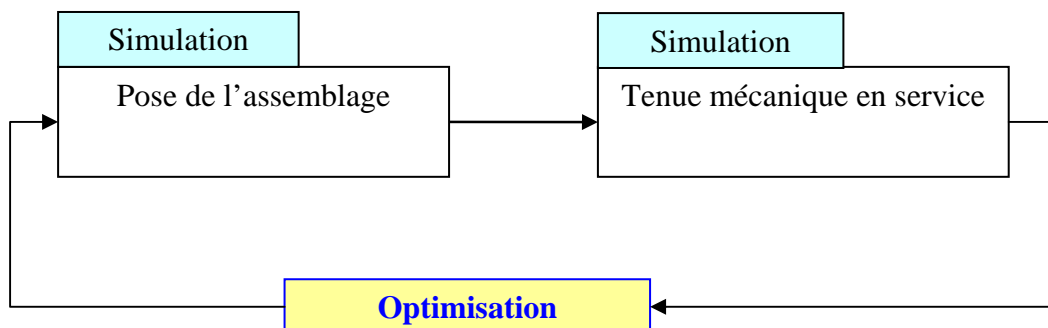


Figure 1-3 : Optimisation de la tenue mécanique des assemblages

Dans la suite de ce chapitre une revue des différentes méthodes pour optimiser et améliorer la tenue mécanique des assemblages sur la base d'expériences numériques est présentée.

2 Bibliographie

2.1 Généralités sur l'optimisation

2.1.1 Définition du vocabulaire

a) *Fonction coût - Fonction objectif*

La fonction coût, ou fonction objectif, est une évaluation de la qualité d'une solution. L'objectif de l'optimisation sera de maximiser ou de minimiser sa valeur. Dans le cas de l'optimisation des assemblages, la fonction à maximiser est typiquement la force d'arrachement. Il est à noter qu'un problème de maximisation peut facilement se formuler sous la forme d'un problème de minimisation.

$$\min(f) = \max(-f) \quad (1.1)$$

Où f est la fonction coût. Dans la suite on s'attachera à résoudre un problème de minimisation.

b) *Variables d'optimisation - paramètres*

Dans l'objectif de minimiser la fonction coût f , il est nécessaire de définir les paramètres, c'est-à-dire les variables d'optimisation qui permettent de faire varier la valeur de f . Ces paramètres sont notés x .

$$\min_x(f(x)) \quad (1.2)$$

Dans la plupart des cas, les paramètres d'entrée d'un processus sont très nombreux. Pour un point d'assemblage de deux tôles par rivetage, on peut lister : les diamètres des perçages des deux tôles, le diamètre du rivet, la longueur du rivet, la forme de la tête du rivet, la vitesse de la bouterolle, l'effort de pose, la forme des outils... Tous ces paramètres ont une influence plus ou moins importante sur la tenue mécanique de l'assemblage et peuvent donc être considérés comme des variables d'optimisation.

c) *Dimension du problème d'optimisation*

La dimension du problème d'optimisation, notée n , correspond au nombre de variables d'optimisation considérées. Le vecteur des variables d'optimisation x est donc de la dimension du problème d'optimisation n .

d) *Domaine d'optimisation*

La définition des variables d'optimisation pousse naturellement à définir le domaine d'optimisation, c'est-à-dire l'espace de variation des paramètres x . On le notera X . Dans le cadre de ce manuscrit on travaillera exclusivement sur des domaines d'optimisation continus.

$$\begin{aligned} x &\in X \\ X &\subset \mathbb{R}^n \end{aligned} \quad (1.3)$$

Il est à noter qu'il existe des méthodes adaptées aux domaines non continus, comme par exemple les plans d'expériences (présentés au paragraphe 2.2) qui peuvent prendre en considération ce type de variables.

Dans le cadre de l'optimisation des assemblages, la définition des bornes de variation des paramètres d'optimisation permet de définir ce domaine d'optimisation.

e) Contraintes

Les contraintes peuvent être classées en deux catégories : les contraintes explicites et les contraintes implicites.

Les contraintes explicites sont directement appliquées aux paramètres d'optimisation ; le jeu de paramètres x peut être déclaré non conforme sans même évaluer la solution complète. Par exemple pour un assemblage par rivetage le rivet devra avoir un diamètre inférieur ou égal au diamètre de perçage.

Les contraintes implicites ne sont, quant à elles, appliquées qu'après évaluation complète d'une solution.

Ces contraintes peuvent être représentées mathématiquement sous forme d'égalité ou d'inégalité entre les variables d'optimisation.

2.1.2 Formulation mathématique du problème d'optimisation

Un problème d'optimisation se formule mathématiquement de la manière suivante :

$$\begin{cases} \min_{x \in X} (f(x)) \\ g(x) \leq 0 \\ h(x) = 0 \\ b_{\inf} \leq x \leq b_{\sup} \end{cases} \quad (1.4)$$

La solution du problème d'optimisation vérifie ces quatre conditions. x représente les variables d'optimisation, h et g les contraintes d'égalité et d'inégalité, et b_{\inf} et b_{\sup} les bornes inférieure et supérieure de l'espace de recherche X .

L'objectif de l'algorithme d'optimisation est de résoudre ce problème dont la complexité dépend de la forme de la fonction coût f et des fonctions contraintes h et g . La résolution se fait de manière itérative suivant le schéma de communication de la Figure 1-4.

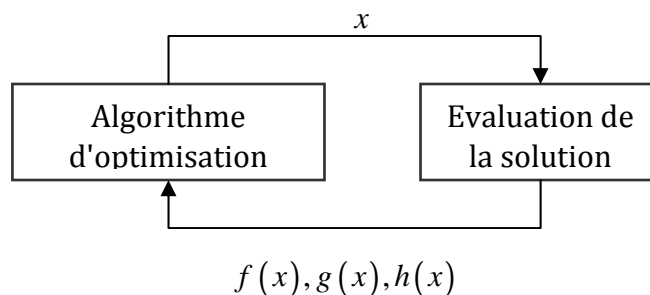


Figure 1-4 : Problème d'optimisation

2.1.3 Les algorithmes à direction de descente

Pour ces méthodes la première chose à noter est la nécessité de pouvoir évaluer le gradient de la fonction coût, ce qui implique que cette fonction soit au moins une fois dérivable par rapport aux n variables d'optimisation. Ces méthodes sont dites d'ordre 1, ou plus si des dérivées d'ordre supérieur sont nécessaires.

a) Principes généraux

Supposons que la fonction coût soit continue et dérivable sur l'ensemble de l'espace de recherche, et notons $\nabla f(x)$ le gradient de la fonction coût en x .

La condition nécessaire d'optimalité s'écrit :

$$\nabla f(x) = 0 \quad (1.5)$$

Si $f(x)$ est deux fois différentiable il est possible d'écrire la condition suffisante d'optimalité :

$$\begin{cases} \nabla f(x) = 0 \\ \nabla^2 f(x) \text{ définie positive} \end{cases} \quad (1.6)$$

Les méthodes à direction de descente ont pour objectif de calculer le vecteur x satisfaisant la condition nécessaire (1.5).

Pour atteindre cet objectif, définissons la notion de direction de descente.

On dit que d est une direction de descente de $f(x)$ en x si :

$$d \cdot \nabla f(x) < 0 \quad (1.7)$$

En utilisant un développement de Taylor d'ordre 1 de (1.7), et en considérant un $\lambda > 0$ suffisamment petit, on obtient :

$$f(x + \lambda d) < f(x) \quad (1.8)$$

Cette direction de descente est très intéressante puisque qu'elle indique une direction qui permet de minimiser $f(x)$ en faisant varier x dans la direction d .

On peut alors approcher la solution optimale par une récurrence :

$$\begin{cases} x^0 \in \mathbb{R}^N \\ x^{k+1} = x^k + \lambda^k d^k, \forall k \geq 0 \end{cases} \quad (1.9)$$

Où $\lambda^k > 0$ est le pas de descente, d^k la direction de descente de f en x^k .

Cette présentation générale fait apparaître les deux paramètres de base des algorithmes à direction de descente : la direction de descente d et le pas de descente λ .

Les différentes méthodes résident dans la manière de choisir la direction de descente et de calculer le pas de descente optimum à chaque itération.

b) Choix de la direction de descente

Plusieurs méthodes sont présentes dans la littérature, les plus répandues sont présentées dans le tableau suivant (Tableau 1-1), on peut par exemple citer la méthode de Newton.

c) Bilan des algorithmes à direction de descente

Ces algorithmes à direction de descente sont largement utilisés et très efficaces. Ils permettent à chaque itération de proposer une amélioration de la solution. Cependant, ces algorithmes présentent deux biais majeurs :

- La dérivabilité de la fonction coût par rapport aux variables d'optimisation doit être vérifiée, la fonction ne doit pas être bruitée. Dans le cadre de calculs éléments finis, cela peut poser problème lorsque le calcul de la fonction coût est sensible à la finesse du maillage ou au remaillage.
- La solution obtenue vérifie la condition nécessaire d'optimalité (1.5), cette condition permet uniquement de conclure que la solution proposée est un minimum local et non global sur le domaine. Cette solution dépend fortement du point de départ x^0 (1.9).

Méthode	Principe	Direction de descente	Avantage	Inconvénient
Plus forte pente	L'opposé du gradient est une direction de descente si x n'est pas un point stationnaire. Cette direction est la plus forte décroissance de f .	$d^k = -\frac{\nabla f(x^k)}{\ \nabla f(x^k)\ }$	Mise en œuvre simple	La convergence peut être très lente, notamment au voisinage de la solution.
Gradient conjugué	Basé sur la méthode de la plus forte pente, avec une mise en mémoire de la direction de descente de l'itération précédente.	$d^k = -\nabla f(x) + \beta^{k-1} d^{k-1}$ différentes valeurs de β sont présentes dans la littérature ([Fle64], [Pol69]).		Problèmes de convergence dus à l'accumulation d'erreurs d'arrondi.
Newton	Approximation quadratique $Q(x)$ de $f(x)$ au voisinage de x^k à l'itération k . $Q(x) = f(x^k) + \nabla f(x^k) \cdot (x - x^k) + \frac{1}{2} (x - x^k)^t \cdot \nabla^2 f(x^k) \cdot (x - x^k)$ On choisit x^{k+1} qui minimise $Q(x)$, on obtient alors la direction de descente grâce à la condition d'optimalité.	$d^k = -[\nabla^2 f(x^k)]^{-1} \cdot \nabla f(x^k)$	Méthode efficace	Difficulté de calculer le hessien $\nabla^2 f(x)$ de f
Gauss-Newton / Levenberg-Marquardt	Extension de la méthode de Newton basée sur une approximation du hessien de f dans le cas où la fonction coût s'exprime sous forme de moindres carrés [Min98].		Largement exploitée pour l'identification de paramètres	
Quasi-Newton	Approximation itérative du hessien de f . Les méthodes les plus populaires pour construire cette approximation \tilde{H}^k sont DFP ([Fle63]), et BFGS [Bro70].	$d^k = -(\tilde{H}^k)^{-1} \cdot \nabla f(x^k)$	Efficacité	

Tableau 1-1 : Méthodes pour le calcul de la direction de descente.

d) Optimum local - optimum global

En exploitant les méthodes à direction de descente sur la fonction bi-extrema présentée Figure 1-5, deux solutions peuvent apparaître. Dans le cas où le point de départ x'_0 se situe dans le voisinage de x_l , la direction de descente d' tend à faire converger l'algorithme vers le minimum local x_l . Si en revanche le point de départ x_0 se situe dans le voisinage de x_g , la direction de descente d tend à faire converger l'algorithme vers le minimum global x_g . De ces deux solutions, seule la solution x_g satisfait au problème de minimisation (1.4).

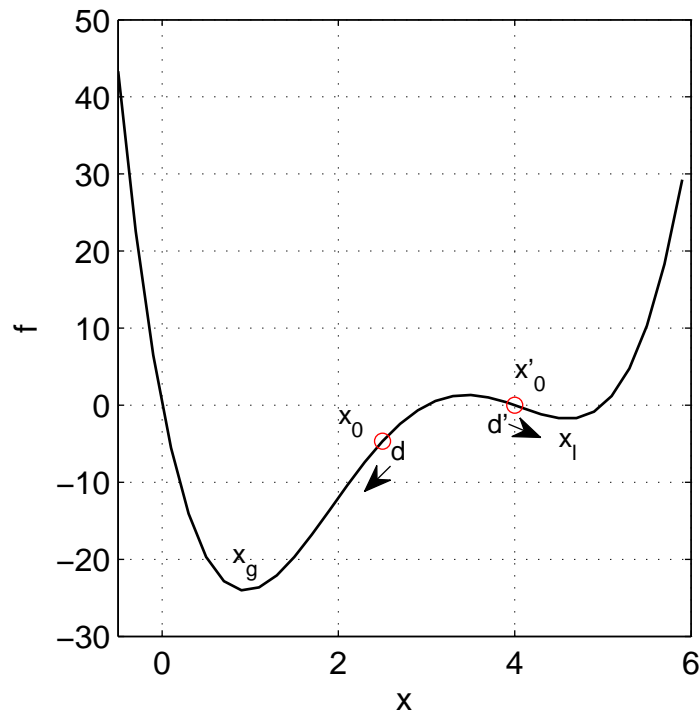


Figure 1-5 : Illustration des méthodes à direction de descente, fonction bi-extrema
 ($y = x^4 - 12x^3 + 47x^2 - 60x$), **minimum global** x_g **en** $x = 1$ **et minimum local** x_l **en** $x \approx 4.6$

Pour dépasser ces problèmes de minima locaux et de dérivabilité, il existe les algorithmes dits globaux. Ils font l'objet des paragraphes suivants.

2.1.4 Les algorithmes évolutionnaires (AE)

Ces approches sont directement inspirées de la théorie de l'évolution de Darwin. Elles sont basées sur le principe selon lequel la vie est une compétition où seuls les mieux adaptés se reproduisent et survivent. La terminologie utilisée dans ce type d'algorithmes est empruntée au vocabulaire de la biologie. On parlera de sélection, de croisement et de mutation. Les AE utilisent la notion de population d'individus, dans laquelle chaque individu représente une solution potentielle.

Ces méthodes sont très robustes et permettent d'aborder des problèmes dont la fonction peut être non continue et mal connue. En revanche elles peuvent être très gourmandes en temps de calcul. En effet, la fonction coût doit souvent être évaluée en un grand nombre de points pour obtenir l'optimum. Ces méthodes ont vu le jour dans les années 60, avec les travaux de Holland [Hol62], [Hol75]. Elles ont ensuite connu un large développement et sont actuellement des méthodes très utilisées.

On distingue deux types d'algorithmes évolutionnaires adaptés à notre problématique :

- Les algorithmes génétiques (AG) qui se basent sur une représentation binaire des individus.
- Les stratégies d'évolution (SE) qui se basent sur une représentation en nombres réels et de dimension fixe des individus.

En effet les algorithmes génétiques et les stratégies d'évolution sont relativement bien adaptés à notre cadre de travail sur l'optimisation des assemblages et l'identification de paramètres de lois rhéologiques.

a) Stratégie d'évolution (SE)

La principale caractéristique qui différencie les AG des SE est le type de représentation, de codage, des variables d'optimisation. Pour les AG les variables d'optimisation sont codées en binaire, pour les SE les variables d'optimisation sont représentées dans l'espace des réels. A chacun de ces deux types de codage est associée une algèbre spécifique. Dans la suite on focalise la description de ce type de méthode sur les algorithmes à stratégie d'évolution. On définit tout d'abord le vocabulaire spécifique, puis ensuite le déroulement général d'un algorithme par SE sera décrit.

- Vocabulaire des algorithmes à stratégie d'évolution

- *Individu* : un individu correspond à un jeu de variables d'optimisation.
- *Population* : une population est un ensemble d'individus.
- *Evaluation* : calcul de la fonction coût associée à un individu.
- *Opérateurs génétiques* : ensemble d'opérations appliquées aux individus (sélection, croisement, mutation).
- *Sélection* : opérateur qui sélectionne les individus destinés au croisement.
- *Croisement* : opérateur d'obtention d'un nouvel individu à partir des individus sélectionnés.
- *Mutation* : opérateur de modification, de perturbation d'un individu.
- *Actualisation de la population* : sélection de la nouvelle population à partir de l'ancienne et des enfants.
- *Génération* : une génération est un cycle complet comprenant les opérateurs génétiques, la génération d'une population enfants et l'actualisation de la population.

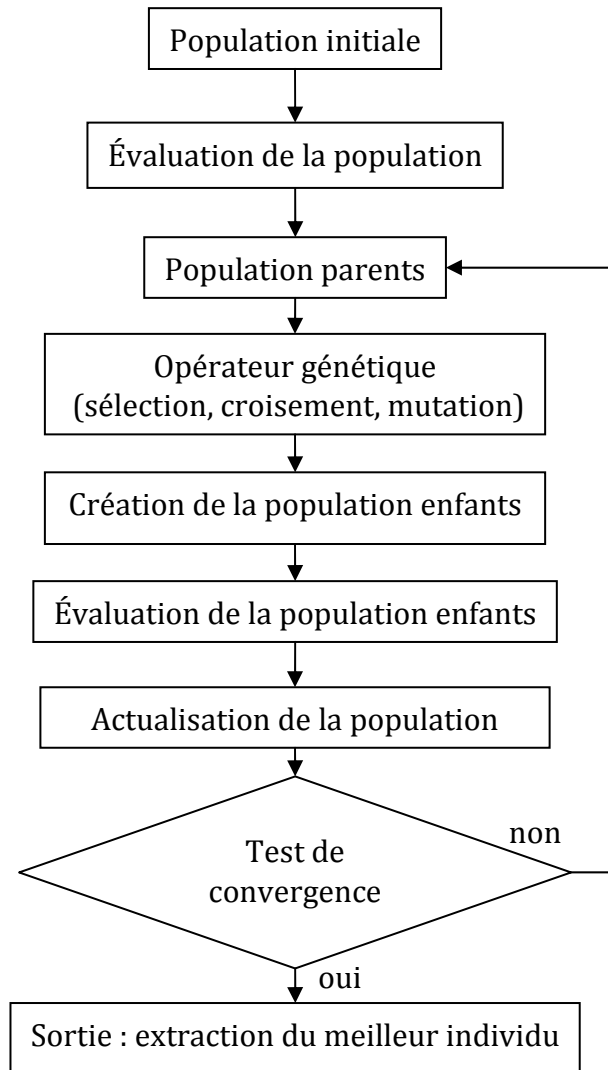


Figure 1-6 : Organigramme d'un algorithme à stratégie d'évolution

La méthode générale d'un algorithme à stratégie d'évolution est présentée par l'organigramme de la Figure 1-6. Les étapes sont détaillées dans la suite :

- Initialisation de la population

La population initiale est générée dans le domaine d'optimisation. Le nombre d'individus est fixé par l'utilisateur. Cette génération peut être soit aléatoire, soit suivre des règles d'échantillonnage comme les méthodes Latin Hyper Cube [Tan93].

- Évaluation de la population

L'évaluation de la population est une étape qui peut devenir coûteuse si le temps d'évaluation de la fonction coût est important.

- La sélection

La sélection permet de choisir, parmi toute la population, les individus qui seront à l'origine de la génération suivante. Il existe plusieurs méthodes. Les plus utilisées sont la sélection par tournoi et la sélection proportionnelle.

- La sélection par tournoi :

La sélection par tournoi consiste à choisir le meilleur individu parmi un sous-ensemble de la population. On répète cette opération autant de fois que le nombre d'individus souhaité. Cette méthode présente l'intérêt d'être facilement ajustée en jouant sur le nombre q d'individus participant au tournoi. Plus q est grand, plus la pression de sélection est forte.

- La sélection proportionnelle :

Cette méthode, introduite en 1989 [Gol89], est la plus utilisée. Elle reproduit un jeu de casino : la roulette russe. Cette roulette comporte autant de cases que d'individus. Si toutes les cases ont la même taille il y aura équiprobabilité de sélection de l'un ou l'autre des individus. Si chaque case a une taille proportionnelle à la performance $perf(x)$ d'un individu x et

prend la valeur $\frac{perf(x)}{\sum_{j=1}^N perf(x^j)}$, alors les individus les plus performants ont une plus grande

probabilité d'être sélectionnés. Pour un problème de minimisation, la performance est définie comme l'inverse de la fonction coût.

L'espérance E^i de sélection d'un individu x^i est donnée par $E^i = \frac{N}{\sum_{j=1}^N perf(x^j)} perf(x^i)$,

où N est le nombre d'individus parents.

La pression sélective est définie comme le maximum des E^i sur la population.

Cette méthode favorise les individus les plus forts mais laisse une chance à tous les individus. Cependant, si la pression sélective est trop élevée, on risque une perte de la diversité.

- Le croisement

Cette étape est facultative pour les SE, et n'est pas toujours présente dans la génération de nouveaux individus. La représentation par des nombres réels des individus rend les règles de recombinaison simples.

- La recombinaison discrète

On choisit par sélection deux parents dans la population. Chaque composante du nouvel individu est alors créée en choisissant aléatoirement la valeur de l'un des deux parents.

- La recombinaison intermédiaire

On choisit par sélection deux parents dans la population x^1 et x^2 . Chaque composante du nouvel individu x^{enfant} est alors créée en faisant une combinaison linéaire des valeurs des deux parents.

$$x^{enfant}_i = x^1_i + \chi(x^2_i - x^1_i) \quad (1.10)$$

Où χ est une variable aléatoire uniforme comprise entre 0 et 1, et fixée à 0.5 dans beaucoup de cas.

- La recombinaison globale discrète et globale intermédiaire

La recombinaison est identique à celle présentée ci-dessus, à la seule différence que pour chaque composante du vecteur des variables d'optimisation un nouveau couple de parents est choisi.

- **La mutation gaussienne**

L'opérateur de mutation est toujours présent dans les SE. Il est le principal opérateur d'exploration et est le garant de la recherche globale.

Le principe de la mutation gaussienne est d'ajouter un bruit gaussien centré sur les variables que l'on souhaite faire muter.

$$x_i = x_i + N(0, \sigma) \quad (1.11)$$

Toute la difficulté réside dans le bon choix de la valeur de σ , σ étant la variance la loi normale centrée N . La mutation auto-adaptative propose de faire évoluer cette grandeur avec l'individu. Ainsi, les individus ayant une bonne valeur de σ effectueront des mutations réussies et seront donc plus compétitifs. Cette grandeur σ évolue en suivant les mêmes opérateurs que les variables d'optimisation. La mutation auto-adaptative a été proposée par Rechenberg [Rec73] et Schwefel [Sch81]. Cette méthode présente l'avantage de ne pas ajouter de paramètre de réglage de l'algorithme, et permet en plus d'assurer à la fois l'aspect global de la recherche et une bonne efficacité de la recherche locale lors de la convergence vers la solution.

- **Le remplacement (Sélection de la nouvelle population)**

Il existe deux stratégies de remplacement :

L'une qui consiste à sélectionner les meilleurs individus parmi les enfants et les parents. Cette méthode est élitiste et peut conduire à une concentration de tous les individus dans un minimum local, la recherche n'est alors plus globale.

L'autre consiste à sélectionner les meilleurs individus uniquement parmi les enfants. Cette méthode est plus robuste pour les environnements très accidentés, mais elle peut conduire à une diminution de la performance. Cette méthode reste cependant intéressante pour sortir d'un minimum local.

- **Aspect global de la recherche**

Les méthodes à direction de descente présentées précédemment sont des méthodes de recherche locale. En revanche, les méthodes évolutionnaires sont des méthodes dites globales. Cet aspect global est garanti par l'opérateur de mutation gaussien. Pour la mutation suivant une loi gaussienne, un individu est susceptible d'être muté, déplacé, dans tout point de l'espace avec une probabilité non nulle, et donc de détecter un minimum global très étroit. Cependant, cette convergence hypothétique globale n'est assurée que pour un nombre infini de générations. La solution obtenue ne pourra jamais être définie avec certitude comme "LE" minimum global du problème d'optimisation.

b) Les algorithmes génétiques (AG)

Les algorithmes génétiques sont très proches des algorithmes par stratégie d'évolution. La différence fondamentale se situe dans la représentation des individus qui se fait de manière binaire. Contrairement aux SE, les AG peuvent résoudre des problèmes où les variables d'optimisation sont non continues, le codage binaire étant discret. De plus, les opérateurs associés sont adaptés au codage binaire.

2.1.5 Bilan et choix des algorithmes d'optimisation

Les méthodes présentées précédemment donnent un aperçu des différentes approches pour résoudre un problème de minimisation. Les travaux sur l'optimisation sont très vastes. Les méthodes présentées précédemment ont pour principale différence l'aspect local ou global de la recherche, ainsi que le type d'information sur la fonction coût utilisée : valeur de la fonction

coût seule ou valeur de la fonction coût conjuguée à son gradient. Dans ce dernier cas, la continuité de la fonction coût est une nécessité.

Le choix de l'une ou l'autre des méthodes doit être adapté au problème à résoudre. Dans le cadre de l'optimisation des assemblages par modélisation numérique, deux points primordiaux doivent être retenus pour choisir la méthode d'optimisation :

- le temps de calcul de la fonction coût est long, car il fait appel à une résolution par éléments finis non linéaire,
- le problème n'a pas de raison de présenter un seul minimum.

Les méthodes qui seront présentées par la suite tiendront compte de ces deux spécificités.

Dans un premier temps l'approche par plan d'expériences est présentée. Cette approche est retenue car elle répond particulièrement bien à la problématique du coût de calcul : le nombre d'évaluations de la fonction coût est parfaitement maîtrisé.

Dans un second temps on se focalisera sur des méthodes d'optimisation dédiées à la problématique du temps de calcul : stratégies d'évolution avec Métamodèle.

2.2 Analyse de sensibilité par plans d'expériences

Dans le contexte d'optimisation numérique des assemblages, le temps de calcul est un point crucial. La méthode des plans d'expériences est une première réponse à cette problématique car elle permet de parfaitement maîtriser le nombre d'évaluations de la fonction coût. Les méthodes présentées dans la suite sont à nombre d'évaluations de la fonction coût connu, le temps pour obtenir l'information recherchée (optimum, sensibilité par rapport à des paramètres d'entrée) est maîtrisé.

2.2.1 Généralité sur les plans d'expériences

L'objectif des plans d'expériences (PE) est d'obtenir le maximum d'informations sur l'influence des paramètres d'entrée sur les observables en sortie, en minimisant le nombre d'expériences à réaliser. La particularité de cette méthode est de mettre en place une campagne expérimentale, la plus optimale possible, en s'appuyant sur des considérations mathématiques. Dans la méthode des PE, les essais réalisés sont directement liés à l'objectif que l'on souhaite atteindre : soit la détermination de la sensibilité de l'observable aux paramètres d'entrée, soit la modélisation d'un système ou l'optimisation d'un procédé. Dans la suite on s'efforcera de démontrer l'utilité et l'intérêt de telles méthodes.

Historiquement la notion de PE date des années 1925, et a été initiée par Fisher et Yates lors de leurs travaux en agronomie [Fis25]. La méthode gagne ensuite le monde industriel, notamment grâce à Taguchi qui internationalise cette approche dans la fin des années 70 [Tag78] : il approfondit la méthode pour l'associer à la notion de qualité. Depuis, les PE ont pris un essor considérable avec le développement de l'informatique et la puissance de calcul qui l'accompagne.

On présentera d'abord un exemple pédagogique pour mettre en avant la puissance de la méthode des PE. Puis, on abordera les PE factoriels et optimaux, qui sont des méthodes déjà bien abouties. En dernier lieu, on exposera une méthode plus moderne : la notion de plan adaptatif, plan qui évolue au cours du déroulement de la campagne.

■ **Un exemple (tiré de l'ouvrage de J. Goupy [Gou03, Chapitre 4]) :**

Prenons un exemple simple pour illustrer l'intérêt des plans d'expériences, exemple tiré de l'ouvrage de J. Goupy [Gou03, Chapitre 4] : la pesée de deux masses m_a et m_b avec une balance à plateau. Cette balance commet une erreur, notée σ , sur chaque mesure.

Méthode classique : on réalise d'abord la mesure de m_a : $m_a = p_1 \pm \sigma$; puis la mesure de m_b : $m_b = p_2 \pm \sigma$; les deux masses sont donc pesées avec une précision de σ .

Méthode d'Hotelling : dans cette méthode on mesure d'abord la somme des deux masses, notée p_1 , puis la différence, notée p_2 .

$$\begin{aligned} m_a + m_b &= p_1 \text{ et } m_a - m_b = p_2 \\ \Rightarrow m_a &= \frac{1}{2}[p_1 + p_2] \text{ et } m_b = \frac{1}{2}[p_1 - p_2] \end{aligned} \quad (1.12)$$

Si on applique le théorème de la variance à (1.12):

$$V_{(m_a)} = \frac{1}{4}[V_{(p_1)} + V_{(p_2)}] = \frac{1}{4}[\sigma^2 + \sigma^2] = \frac{1}{2}\sigma^2 \quad (1.13)$$

Où la variance est le carré de l'écart type de la mesure ($V_{(p)} = \sigma^2$), on fait ici l'hypothèse que l'erreur sur la mesure est de type gaussienne.

L'erreur ainsi commise est de $\frac{\sigma}{\sqrt{2}}$ au lieu de σ , soit une amélioration de 30% de la précision. On voit ici l'intérêt de faire varier tous les paramètres (les masses) à chaque expérience (les pesées) : avec le même nombre d'expériences la précision est améliorée. ■

Comme le montre l'exemple précédent, une organisation rationnelle des expériences peut réellement apporter une amélioration de la précision. Avant de détailler les différentes méthodes de construction des plans d'expériences, présentons la démarche globale des PE.

- Etape a : définition des objectifs et listage des réponses expérimentales possibles.
- Etape b : choix des facteurs pris en considération, des interactions entre facteurs et du domaine expérimental.
- Etape c : proposition d'un plan d'expérience adapté à la modélisation souhaitée.
- Etape d : estimation des coïncidents du modèle.
- Etape e : validation du modèle.

2.2.2 Les plans d'expériences classiques

a) Les plans factoriels complets

Pour présenter les plans factoriels appuyons nous sur un exemple : un plan étudiant 3 facteurs pouvant prendre chacun 2 valeurs différentes, notées - et + (un changement d'échelle permet de toujours se rapporter à cet intervalle). Par définition du plan complet toutes les combinaisons possibles sont étudiées, soit $2^3 = 8$ expériences.

Les 8 expériences et leurs réponses sont présentées dans le Tableau 1-2. Chacune de ces expériences est réalisée avec une erreur $\sigma = 2\%$ au sens de la variance.

Num. essai	x1	x2	x3	Réponse
1	-	-	-	y1 = 38
2	+	-	-	y2 = 37
3	-	+	-	y3 = 26
4	+	+	-	y4 = 24
5	-	-	+	y5 = 30
6	+	-	+	y6 = 28
7	-	+	+	y7 = 19
8	+	+	+	y8 = 16

Tableau 1-2 : Matrice d'expériences

Ce type de plan est associé à une surface de réponse polynomiale Q1, dans notre cas :

$$y = m + E_1x_1 + E_2x_2 + E_3x_3 + I_{12}x_1x_2 + I_{13}x_1x_3 + I_{23}x_2x_3 + I_{123}x_1x_2x_3 \quad (1.14)$$

Ce polynôme (1.14) fait apparaître y la réponse, x_i la valeur des facteurs, m la valeur moyenne, les effets E_i et les interactions entre facteurs I_{ij} .

Les effets sont directement à relier à la notion de sensibilité par rapport à un paramètre. Les interactions caractérisent le couplage entre certains paramètres. Elles prennent tout leur sens lorsque l'on étudie des réactions chimiques, où les interactions sont à l'origine de la réaction.

Une représentation matricielle du plan est alors naturellement mise en place : Y le vecteur réponse, E le vecteur des effets, et X la matrice d'expériences.

$$X = \begin{pmatrix} 1 & x_1 & x_2 & x_3 & x_1x_2 & x_1x_3 & x_2x_3 & x_1x_2x_3 \\ 1 & x_1 & x_2 & x_3 & x_1x_2 & x_1x_3 & x_2x_3 & x_1x_2x_3 \\ 1 & x_1 & x_2 & x_3 & x_1x_2 & x_1x_3 & x_2x_3 & x_1x_2x_3 \\ 1 & x_1 & x_2 & x_3 & x_1x_2 & x_1x_3 & x_2x_3 & x_1x_2x_3 \\ 1 & x_1 & x_2 & x_3 & x_1x_2 & x_1x_3 & x_2x_3 & x_1x_2x_3 \\ 1 & x_1 & x_2 & x_3 & x_1x_2 & x_1x_3 & x_2x_3 & x_1x_2x_3 \\ 1 & x_1 & x_2 & x_3 & x_1x_2 & x_1x_3 & x_2x_3 & x_1x_2x_3 \\ 1 & x_1 & x_2 & x_3 & x_1x_2 & x_1x_3 & x_2x_3 & x_1x_2x_3 \end{pmatrix}, Y = \begin{pmatrix} y_1 = 38 \\ y_2 = 37 \\ y_3 = 26 \\ y_4 = 24 \\ y_5 = 30 \\ y_6 = 28 \\ y_7 = 19 \\ y_8 = 16 \end{pmatrix}, E = \begin{pmatrix} m \\ E_1 \\ E_2 \\ E_3 \\ I_{12} \\ I_{13} \\ I_{23} \\ I_{123} \end{pmatrix} \quad (1.15)$$

Pour chaque ligne de la matrice X (1.15), x_1 , x_2 et x_3 prennent les valeurs +1 ou -1 suivant l'essai réalisé (Tableau 1-2).

Le système s'écrit alors : $Y = XE$

Dans le cas d'un plan factoriel, la matrice d'expériences X a des propriétés spéciales (matrices d'Hadamard), notamment $X^{-1} = \frac{1}{n}X^t$, où n est la taille de la matrice. On obtient alors rapidement la valeur du vecteur d'effet :

$$E = \frac{1}{n} X^t Y \Rightarrow E = \begin{pmatrix} m = 27.5 \\ E_1 = -1 \\ E_2 = -6 \\ E_3 = -4 \\ I_{12} = -0.25 \\ I_{13} = -0.25 \\ I_{23} = 0.25 \\ I_{123} = 0 \end{pmatrix} \quad (1.16)$$

Plusieurs choses peuvent être notées :

- L'utilisation d'une échelle réduite permet de normaliser les différents facteurs et donc de comparer directement leurs effets relatifs.
- L'erreur sur chaque effet est, d'après le théorème de la variance, de $\Delta = \frac{\sigma}{\sqrt{n}} = 0.7\%$.
- L'interaction au troisième ordre I_{123} est nulle.

Cette dernière remarque fait apparaître que si l'on fait l'hypothèse a priori que cette interaction est négligeable, un certain nombre d'essais peut être économisé. Ces types de plans sont appelés plans factoriels fractionnaires.

Cette méthode, bien que coûteuse en nombre d'essais, est utilisée lorsque l'on traite peu de paramètres. On peut citer le travail de Hana [Han06] sur le procédé de fretage : il réalise un plan factoriel 23 pour modéliser le ratio d'énergie de glissement avec comme facteur la pression de contact, la fréquence, et le déplacement. Dans ce cas les PE ont permis de déterminer les conditions de fretage avec un minimum d'essais et de comparer deux états de surface différents.

b) Les plans factoriels fractionnaires

Appuyons nous sur l'exemple précédent pour construire un plan factoriel fractionnaire : 2^{3-1} .

Seuls 4 essais sont réalisés (Tableau 1-3). La surface de réponse associée à ce plan est :

$$y = m + l_1 x_1 + l_2 x_2 + l_3 x_3 \quad (1.17)$$

Num. essai	x1	x2	x3	Réponse
2	+	-	-	y2 = 37
3	-	+	-	y3 = 26
5	-	-	+	y5 = 30
8	+	+	+	y8 = 16

Tableau 1-3 : Matrice d'expériences d'un plan fractionnaire

Où l_i est l'effet du facteur x_i . On applique le même type de traitement que pour le plan complet, les effets l_i sont alors calculés et comparés avec les effets E_i issus du plan complet (Tableau 1-4).

Effet	Plan complet	Plan fractionnaire
Moyenne	27.25	27.25
1	-1	-.75
2	-6	-6.25
3	-4	-4.25

Tableau 1-4 : Effets issus du plan complet et du plan fractionnaire

Les résultats sont comparables, mais ils ont été obtenus avec moitié moins d'essais que pour un plan complet. Cette réduction du nombre d'essais a forcément une contrepartie, certaines approximations sont faites.

Détaillons le calcul de l_3 :

$$l_3 = \frac{1}{4}[-y_2 - y_3 + y_5 + y_8] \quad (1.18)$$

Si l'on revient sur le plan complet :

$$\begin{aligned} E_3 &= \frac{1}{8}[-y_1 - y_2 - y_3 - y_4 + y_5 + y_6 + y_7 + y_8] \\ I_{12} &= \frac{1}{8}[+y_1 - y_2 - y_3 + y_4 + y_5 - y_6 - y_7 + y_8] \end{aligned} \quad (1.19)$$

On remarque alors : $l_3 = E_3 + I_{12}$

l_3 est en réalité la somme de l'effet E_3 et de l'interaction I_{12} , ces deux grandeurs sont dites "aliasées". l_3 est donc représentatif de l'effet du facteur x_3 sous l'hypothèse que l'interaction I_{12} soit négligeable, ou inversement. La mise en place d'un plan fractionnaire doit donc être précédée d'une phase de réflexion poussée sur les acteurs à prendre en compte, ainsi que sur leurs interactions afin de décider lesquelles sont négligeables ou non.

Dans notre exemple, seuls les effets sont calculés, l'ensemble des interactions étant considéré comme négligeable. Ce plan est dit de résolution I. Il est possible de réaliser des plans de résolution supérieure. Le plan de résolution IV est très utilisé [Pil05, Chapitre 5] : les facteurs sont "aliasés" avec les interactions entre 3 paramètres et les interactions d'ordre 2 sont "aliasées" entre elles.

c) Les plans de TAGUCHI

Taguchi a principalement travaillé dans le domaine de la qualité. Sa méthode s'appuie sur des plans factoriels fractionnaires. Ces plans sont construits en faisant l'hypothèse que seules certaines interactions entre deux facteurs sont non nulles, interactions parfaitement identifiées par l'expérimentateur, les interactions d'ordre supérieur étant toutes supposées négligeables. L'un des principaux intérêts de la méthode réside dans sa standardisation [Tag87].

Comme pour les plans fractionnaires présentés précédemment, il ne faut pas oublier que les effets calculés sont "aliasés" avec des interactions d'ordres supérieurs. Il est préconisé de réaliser une ou plusieurs expériences supplémentaires dans le domaine d'étude pour valider le modèle mis en place [Pil05].

2.2.3 Les plans d'expériences optimaux

Les plans présentés précédemment sont des plans orthogonaux, leur matrice d'expériences vérifie $X'X = I_d$. Mais dans de nombreux cas, il est impossible de construire de tels plans. Par exemple, si certaines combinaisons de paramètres sont interdites, ou si l'on veut intégrer des

expériences déjà réalisées. L'alternative est donc de construire des plans optimaux, plans qui donneront la meilleure précision sur les paramètres du modèle.

On se posera alors deux questions :

- que doit-on optimiser pour aboutir à un plan optimal ?
- suivant quel critère doit être réalisée cette optimisation ?

a) Précision du plan

Pour répondre à la première question, prenons le modèle linéaire suivant :

$$y = XE + e \quad (1.20)$$

Où y est le vecteur des N réponses, X la matrice des N essais de taille $N \times p$, E le vecteur des p coefficients du modèle, et e le vecteur des erreurs d'approximation. La solution du système (1.20) est obtenue par l'approximation des moindres carrés :

$$\hat{E} = (X^T X)^{-1} X^T y \quad (1.21)$$

\hat{E} est un estimateur de E . Cet estimateur par moindre carré a de très bonnes propriétés. On démontre que sa matrice de variance-covariance est :

$$Cov(\hat{E}) = (X^T X)^{-1} \sigma^2 \quad (1.22)$$

où $\sigma^2 = Var(e)$ est la variance de l'approximation.

On arrive ainsi à exprimer la variance et la covariance des paramètres du modèle sans faire intervenir les valeurs des réponses. On peut donc construire le plan d'expériences à priori. Un PE optimal minimisera donc la valeur des termes de cette matrice.

b) Critères d'optimalité

Pour répondre à la deuxième question, citons les critères les plus utilisés.

- D-Optimalité : ce critère est basé sur la minimisation du déterminant de la matrice $X^T X$, que l'on peut assimiler à la variance globale du système, si l'on développe la matrice de variance-covariance de \hat{E} (1.21) :

$$(X^T X)^{-1} = \frac{1}{\det(X^T X)} [Com(X^T X)]^T \quad (1.23)$$

où $Com(X)$ est la co-matrice de X .

Le critère s'exprime alors $\pi_D = \min_U (\det(X^T X))$, où U est l'ensemble des expériences réalisables. Pour inclure la notion du nombre N d'expériences réalisées, on travaille avec le déterminant normé.

$$\pi_D = \min_U \frac{\det(X^T X)}{N} \quad (1.24)$$

Il est alors possible de déterminer le plan D-Optimal parmi un ensemble U de N expériences possibles, pour un modèle donné. Ce type de critère est utilisé comme point de départ pour la mise en place de plans à nombre d'expériences réduit [Kov07].

- A-Optimalité : ce critère optimise la trace de la matrice $(X^t X)^{-1}$, c'est-à-dire la somme des variances des coefficients.

$$p_A = \min_U \left(\text{trace} \left(X^t X \right)^{-1} \right) \quad (1.25)$$

Il existe de nombreux autres critères d'optimalité. On pourra se référer à l'ouvrage de Dreesbeke [Dro97] pour plus de détails. Dans la pratique, l'ensemble des expériences possibles est obtenu par un quadrillage du domaine d'étude des facteurs. Les essais sont alors sélectionnés par des méthodes d'optimisation dédiées. Les plus utilisées sont les algorithmes d'échange de Fedorov et de Mitchell.

c) Application des plans optimaux

Il est à noter que les plans classiques factoriels sont par nature optimaux, il faut donc s'y rattacher le plus souvent possible. Les plans optimaux sont utilisés dans les cas suivants :

- combinaisons de facteurs interdits (par exemple en chimie un mélange peut devenir dangereux pour certaines proportions),
- réutilisation d'expériences déjà réalisées,
- récupération de plans dont certaines difficultés n'avaient pas été envisagées,
- réalisation d'un plan avec un nombre limité et fixe d'expériences [Kov07].

d) Bilan des méthodes par plans d'expériences

Les méthodes par plans d'expériences ne sont pas à proprement parlé des méthodes d'optimisation, elles ne permettent pas de résoudre le problème de minimisation (1.4). Elles permettent cependant d'analyser un procédé, un système, en contrôlant le nombre de tests réalisés et en appliquant une méthodologie rigoureuse. Des informations très importantes sur la sensibilité du procédé par rapport aux variables d'optimisation peuvent être obtenues par les plans d'expériences.

Le paragraphe suivant introduit des méthodes d'optimisation prenant en considération la problématique du temps de calcul. Ces méthodes sont souvent précédées d'une réflexion de type plans d'expériences pour déterminer le jeu des variables d'optimisation les plus pertinentes par rapport à l'objectif final.

2.3 Méthodes d'optimisation pour fonctions objectif coûteuses

Les méthodes présentées au paragraphe 2.1 permettent d'aboutir à la solution d'un problème d'optimisation. Cependant ces méthodes ont besoin d'un grand nombre d'évaluations de la fonction coût, plusieurs milliers pour un algorithme génétique. Ces méthodes ne sont donc pas exploitables dans le cadre de l'optimisation numérique des assemblages. En effet, l'évaluation d'un point d'assemblage (du calcul de la fonction coût) fait appel à un calcul par éléments finis coûteux en temps. Le temps nécessaire à l'obtention d'une solution satisfaisante devient donc vite prohibitif avec des méthodes non adaptées.

L'idée principale retenue pour réduire ce temps est d'introduire une modélisation simplifiée du procédé modélisé (Figure 1-7). L'algorithme d'optimisation ne fait plus appel exclusivement à la modélisation complète de l'assemblage, mais fait aussi appel à une modélisation simplifiée du procédé étudié. Ce niveau simplifié de modélisation permet une évaluation beaucoup plus rapide de la fonction objectif, mais en contre partie cette évaluation perd en précision.

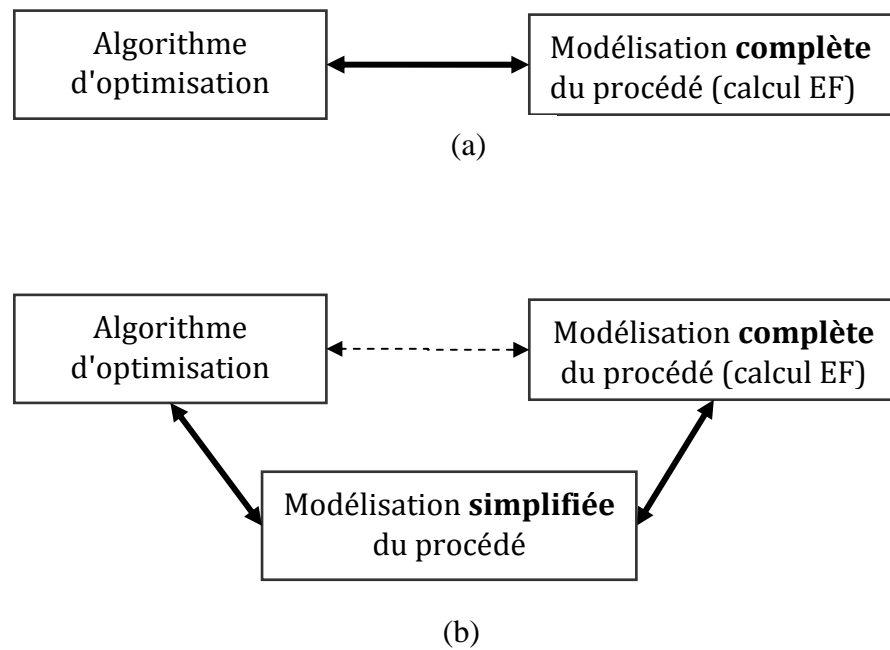


Figure 1-7 : (a) Problème d'optimisation directe, (b) problème d'optimisation à deux niveaux

2.3.1 L'approche "boite noire"

Les méthodes présentées ici ne nécessitent pas d'intervention dans le code de calcul éléments finis pour évaluer la fonction coût. L'appel au logiciel de calcul se fait par simple communication entrée/sortie, sans intervention dans le code source du logiciel. Cette approche entrée/sortie est appelée approche "boite noire". Cette dénomination ne veut pas dire que l'on ne maîtrise pas le calcul EF, mais simplement que celui-ci est encapsulé, et ne communique avec la méthode d'optimisation qu'uniquement via les paramètres d'optimisation à tester et la valeur de la fonction coût associée (Figure 1-8).

Il existe cependant des méthodes intrusives. Par exemple les méthodes de dérivation de code : lors d'un calcul EF la valeur de la fonction coût est évaluée ainsi que son gradient. Ces méthodes nécessitent un lourd travail dans le code source du logiciel EF. Pour plus de détails sur ces méthodes on pourra se référer aux travaux de Forestier [For04].

L'approche "boite noire" est retenue, principalement, pour sa facilité d'adaptation à différents codes de calcul.

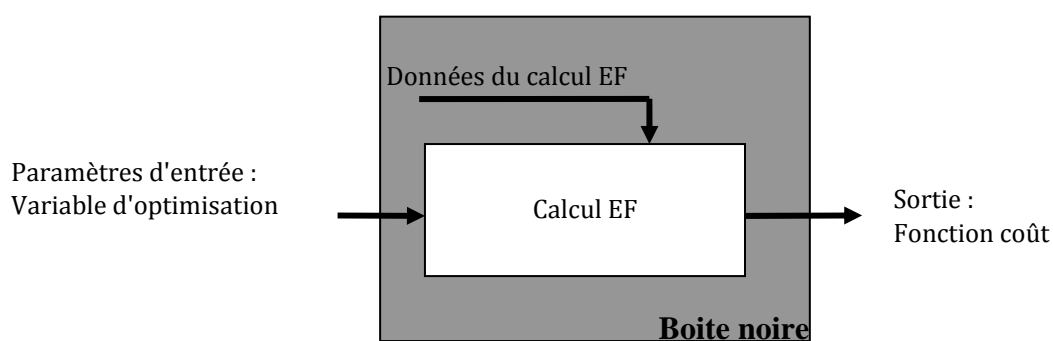


Figure 1-8 : Définition d'un calcul EF en "boite noire"

2.3.2 Métamodèle

De nombreuses techniques sont présentes dans la littérature pour réaliser cette modélisation simplifiée. Le principe est de créer un opérateur mathématique, un métamodèle, qui à partir d'une base de données de modélisation complète, propose une évaluation approchée d'une solution non évaluée. Cet opérateur peut se représenter sous la forme d'un schéma (Figure 1-9) ou d'une fonction (1.26).

$$\hat{f}(x) = \text{Meta}(DBp, DBy, x) \quad (1.26)$$

Où \hat{f} est la valeur approchée de la fonction coût en x , DBp la base de données des jeux de paramètres déjà évalués, DBy la base de données des fonctions coût associées.

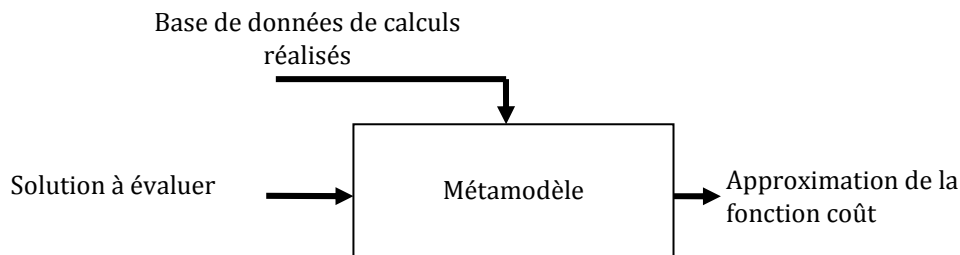


Figure 1-9 : Opérateur de modélisation simplifiée - Métamodèle

Il existe une grande variété de métamodèles. Le Tableau 1-5, proposé par Bonte [Bon07], permet d'avoir un aperçu de méthodes existantes ainsi que de leurs points forts et points faibles. On pourra se référer à l'article de Gary Wang [Gar07] pour plus de détails sur les différentes méthodes de construction de métamodèles.

Type de métamodèle	Avantages	Inconvénients
RSM (<i>Reponse Surface Method</i>)	Bien maîtrisé Transparent	Approximation de faible degré Stochastique <10 variables
Kriging (Krigage)	Flexible Déterministe	Complexité de la méthode Temps important pour la calibration du métamodèle <10 variables
NN (<i>Neural Network</i>)	Flexible Déterministe Pas de limite en nombre de variables	Base de données initiale de taille importante Non transparent (boite noire)
IL (<i>Inductive Learning</i>)	Variables discrètes	Non transparent Variables non continues
MARS (<i>Multivariate Adaptative Regression Splines</i>)	Transparent	Peu précis avec une base de données pauvre Relativement nouveau dans l'ingénierie
RBF (<i>Radial Basis Function</i>)	Non sensible au bruit	Précision non connue
SVR (<i>Support Vector Regression</i>)	Transparent Précision importante	Développements récents

Tableau 1-5 : Avantages et inconvénients de différents métamodèles [Bon07]

2.3.3 Méthode d'optimisation basée sur un métamodèle

L'utilisation d'un métamodèle permet d'obtenir une approximation de la fonction coût de manière rapide. Ce métamodèle doit ensuite être inclus dans la procédure d'optimisation pour atteindre l'objectif final de minimisation. Une vue très générale des méthodes assistées par métamodèle est présentée Figure 1-10.

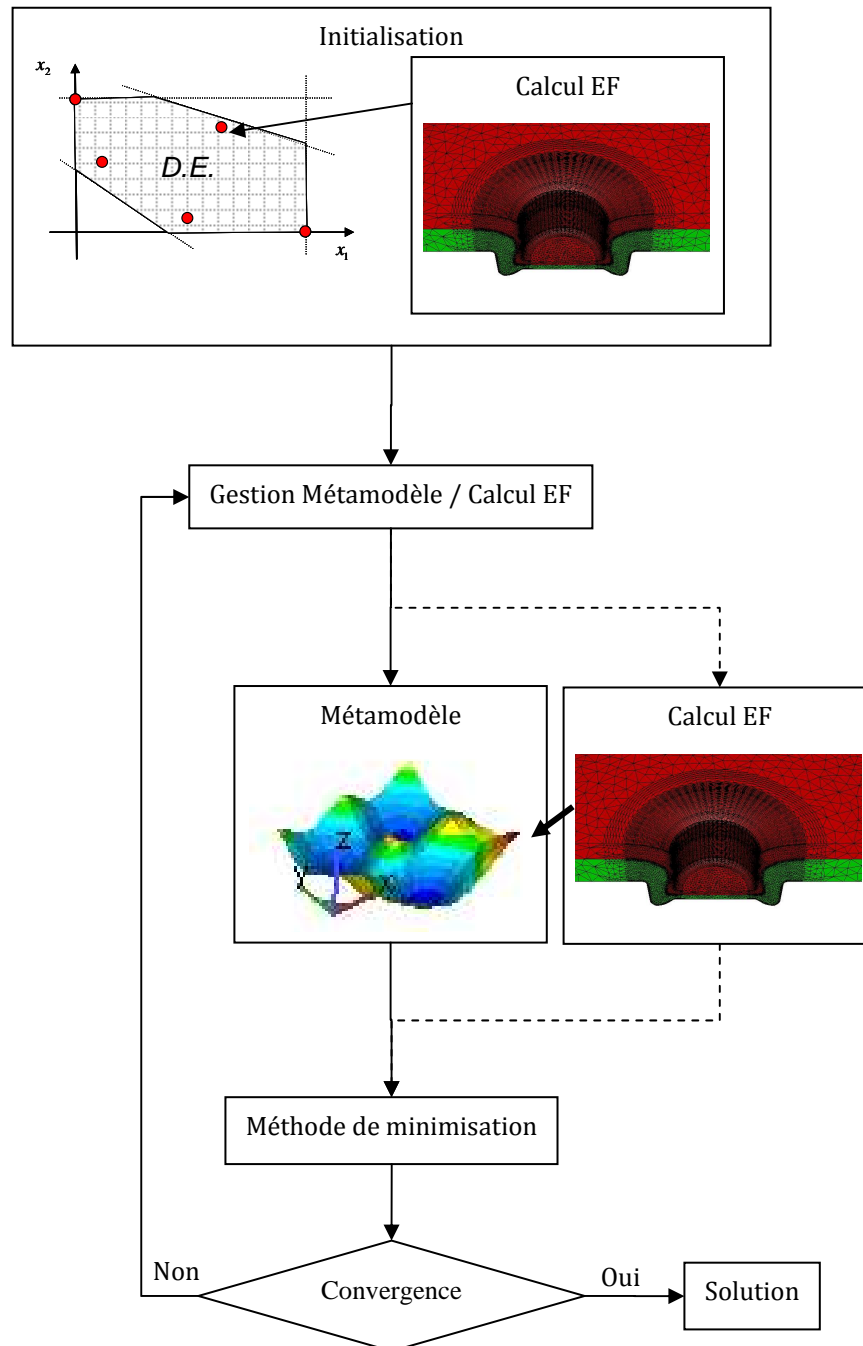


Figure 1-10 : Optimisation assistée par métamodèle

2.4 Bilan

Les méthodes présentées ici permettent toutes de résoudre un problème d'optimisation. Le choix de l'une ou l'autre de ces méthodes se fait donc en analysant le type de problème que l'on souhaite résoudre.

Les méthodes à direction de descente sont écartées, car elles sont mal adaptées aux problèmes multi-extrema. A priori, rien ne nous permet de certifier que les problèmes d'optimisation des assemblages et les problèmes d'identification de paramètres matériaux, notamment de paramètres d'endommagement, sont mono-extrema. De plus ces méthodes à direction de descente nécessitent que la fonction objectif soit dérivable ; la présence de remaillage lors des simulations par éléments finis ne permet pas d'assurer une parfaite continuité de la fonction coût.

Notre choix s'oriente donc vers des méthodes d'optimisation dites globales et ne s'appuyant pas sur l'évaluation du gradient de la fonction objectif. Les méthodes issues des algorithmes génétiques et par stratégie d'évolution semblent être de bonnes candidates pour répondre à cette problématique. Elles présentent cependant l'inconvénient de nécessiter un très grand nombre d'évaluations de la fonction coût. Ce nombre d'évaluations de la fonction coût devient vite prohibitif lorsque le calcul de cette fonction coût fait appel à un calcul par éléments finis.

Pour répondre à cette problématique supplémentaire de fonction objectif coûteuse en temps de calcul, deux axes sont étudiés :

- La réduction du problème d'optimisation par une phase de sélection des paramètres influents en s'appuyant par exemple sur les plans d'expériences.
- L'utilisation de méthodes d'optimisation assistées par métamodèle.

Finalement notre choix s'oriente sur l'exploitation de méthodes d'optimisation basées sur les métamodèles par krigeage. En effet les algorithmes travaillant avec ce type de métamodèle répondent aux différentes problématiques (recherche du minimum global, dérivabilité de la fonction objectif non assurée, temps de calcul de la fonction coût important, méthode non intrusive).

3 Optimiser avec un métamodèle par krigeage

Dans cette partie on se propose de présenter différentes manières d'exploiter un métamodèle par krigeage pour aboutir à la solution globale d'un problème d'optimisation. Dans un premier temps, la méthode de construction et de calibration de l'opérateur de krigeage ordinaire est présentée. Dans un deuxième temps, sont décrites les différentes techniques pour exploiter l'opérateur de krigeage dans le cadre de l'optimisation. Enfin, on présentera l'algorithme *Efficient Global Optimisation* (EGO) proposé par Jones [Jon98, Jon01].

3.1 Le krigeage ordinaire

L'objectif de l'opérateur de krigeage est de proposer une approximation de la valeur de la fonction coût en tout point du domaine d'optimisation. Cette approximation s'appuie sur la connaissance d'un nombre de points déjà évalués de manière précise en faisant appel au calcul complet du problème EF. Cet ensemble de points forme la base de données. Deux étapes sont

nécessaires pour obtenir l'approximation : la construction de l'opérateur et la calibration de l'opérateur de krigeage.

3.1.1 Construction de l'opérateur de krigeage

Le krigeage est une méthode issue de la théorie sur les processus de champs gaussiens aléatoires. Elle provient de la géostatistique [Dro97]. Le krigeage ordinaire fait l'hypothèse que le processus étudié est la somme d'une tendance constante \bar{m} et d'une déviation locale aléatoire processus de champs gaussien R_x . Cette déviation locale R_x étant le résultat d'un processus gaussien aléatoire de moyenne nulle et de variance σ^2 .

Le processus étudié s'écrit alors sous la forme de processus stochastique F_x :

$$F_x = \bar{m} + R_x \quad (1.27)$$

La construction de l'estimateur du processus F_x nécessite d'avoir une base de données DBp des points déjà évalués, ces points sont appelés points maîtres. A cette base de données des points maîtres est associée la base de données des réponses DBy .

$$DBp : p = [p_1, \dots, p_m] \in \mathfrak{R}^{n \times m} \quad (1.28)$$

La base de données DBp est une liste de m jeux de paramètres. Chaque jeu de paramètres étant un vecteur de dimension n (n représente la dimension du problème d'optimisation). La base de données des réponses DBy est, quant à elle, un vecteur de m valeurs.

$$DBy : y = [y_1, \dots, y_m] = [f(p_1), \dots, f(p_m)] \in \mathfrak{R}^m \quad (1.29)$$

Cette base de données doit être initialisée, on fait à ce stade l'hypothèse qu'elle contient déjà m points.

Pour construire l'estimateur \hat{y} du processus gaussien F_x , \bar{m} et σ^2 sont évalués par la méthode des moindres carrés :

$$\bar{m} = \frac{\bar{1}^t \cdot C^{-1} \cdot y}{\bar{1}^t \cdot C^{-1} \cdot \bar{1}} \quad (1.30)$$

$$\sigma = \frac{(y - \bar{1} \cdot \bar{m})^t \cdot C^{-1} \cdot (y - \bar{1} \cdot \bar{m})}{n} \quad (1.31)$$

Où $\bar{1}$ est le vecteur unité de dimension m , et C la matrice de corrélation définie par l'équation (1.32)

$$C = [\text{corr}(p_i, p_j)]_{i,j \in [1,m]} \quad (1.32)$$

Cette matrice de corrélation C est construite à l'aide des fonctions de corrélation. L'une des fonctions la plus utilisée pour l'analyse d'expériences numériques est une fonction de forme exponentielle. Une formulation en est donnée à l'équation (1.33) :

$$\text{corr}(x, x', \theta, \tau) = \exp(-l(x, x')^\tau) \quad (1.33)$$

avec

$$l(x, x') = \sqrt{\sum_{i=1}^n \left(\frac{x'_i - x_i}{\theta_i} \right)^2} \quad (1.34)$$

La fonction (1.33) évalue la corrélation entre deux points x et x' du domaine d'optimisation. L'allure de cette fonction dépend des valeurs de θ et de τ (Figure 1-11 a et b).

Le choix de la forme des fonctions de corrélation a un impact direct sur la forme de la surface de réponse obtenue. Ici, on fait le choix d'utiliser des corrélations de type gaussiennes ($\tau=2$). Il existe de nombreuses autres formes de fonctions de corrélation. Les formes de fonctions de corrélation les plus courantes sont rassemblées dans les travaux de Lophaven et al. [Lop11].

La fonction de corrélation exponentielle est retenue car elle permet d'obtenir une surface de réponse continue et dérivable si $\tau=2$, et continue mais non dérivable si $1 \leq \tau < 2$. Les procédés d'assemblage s'appuient sur des phénomènes physiques continus, il est donc légitime de choisir une forme de surface de réponse continue.

La fonction de corrélation (1.33) fait aussi apparaître le paramètre θ . Ce paramètre permet de régler la portée de la fonction de corrélation, c'est-à-dire sa zone d'influence. Si θ est grand, la fonction de corrélation aura une grande portée, et inversement si θ est petit (Figure 1-11a).

Ce paramètre de portée peut être isotrope, c'est-à-dire constant dans toutes les directions de l'espace d'optimisation, ou anisotrope. Dans ce dernier cas, θ sera un vecteur de dimension n . Chaque direction de l'espace d'optimisation correspond à une variable d'optimisation. L'anisotropie de l'opérateur de krigage permet alors de retranscrire des différences de sensibilité entre les paramètres.

Les valeurs de θ et τ sont déterminées lors de la phase de calibration.

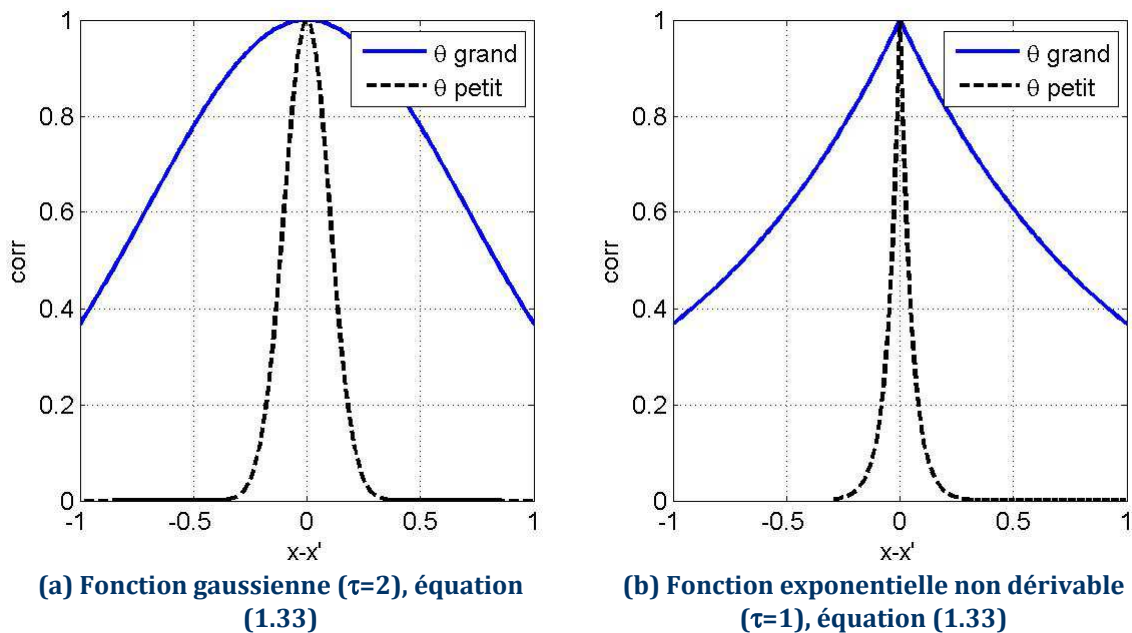


Figure 1-11 : Fonctions de corrélation

L'évaluation de \bar{m} et C permet de construire le prédicteur par krigeage du processus F_x [Emm06] :

$$\hat{y}(x) = \bar{m} + (y - \bar{1} \cdot \bar{m})^t \cdot C^{-1} \cdot c_v(x) \quad (1.35)$$

Où $x \in \mathfrak{R}^n$, et $c_v(x) = [corr(x, p_i)]_{i \in [1, m]}$.

$\hat{y}(x)$ est donc une estimation de la valeur de la fonction coût au point x , calculée en fonction de la base de données des points maîtres.

Une autre information est aussi calculable : la variance $\hat{\sigma}^2(x)$ de l'estimateur $\hat{y}(x)$:

$$\hat{\sigma}^2(x) = \sigma^2 \left[1 - c_v(x)^t C^{-1} \cdot c_v(x) + \frac{(1 - \bar{1}^t \cdot C^{-1} \cdot c_v(x))^2}{\bar{1}^t \cdot C^{-1} \cdot \bar{1}} \right] \quad (1.36)$$

Cet estimateur permet d'évaluer la précision de la prédiction.

Le prédicteur $\hat{y}(x)$ a des propriétés intéressantes. $\hat{y}(x)$ est une fonction interpolante, c'est-à-dire que $\hat{y}(p_i) = f(p_i)$, $i \in [1, m]$ et la variance en chaque point maître est nulle. Ces propriétés sont illustrées Figure 1-12.

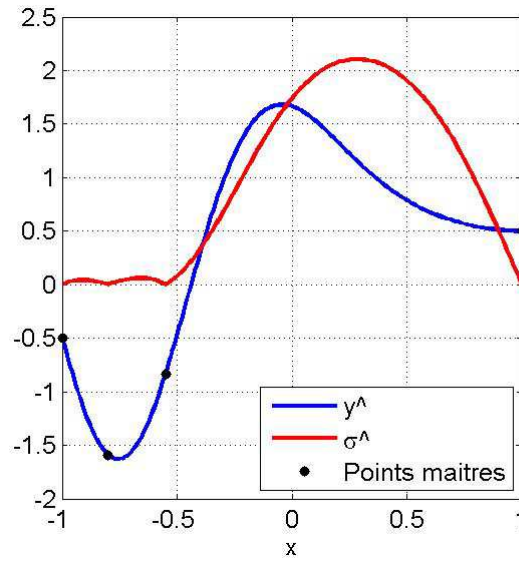


Figure 1-12 : Prédicteur par krigeage - interpolation et variance d'interpolation

3.1.2 Calibration

a) Enjeu de la calibration de l'opérateur de krigeage

La calibration est la phase durant laquelle les paramètres θ et τ de la fonction de corrélation sont calculés. Cette phase est relativement délicate puisqu'elle conditionne la qualité de l'opérateur de krigeage.

Pour illustrer les aspects liés à la calibration, un exemple est utilisé. Une surface de réponse 1D par krigeage est construite à partir de 4 points maîtres.

Si θ est trop faible la surface obtenue n'a que peu d'intérêt, la seule information disponible est alors la valeur de la tendance \bar{m} (équation(1.30)). Chaque point maître est lié à ce plan

médian par un pic très local (Figure 1-13a, pointillés noirs). Ce plan médian de valeur \bar{m} apparaît nettement sur la Figure 1-13a.

Si la valeur de θ est bien calibrée la surface de réponse est beaucoup plus riche en informations (Figure 1-13a, trait continu bleu).

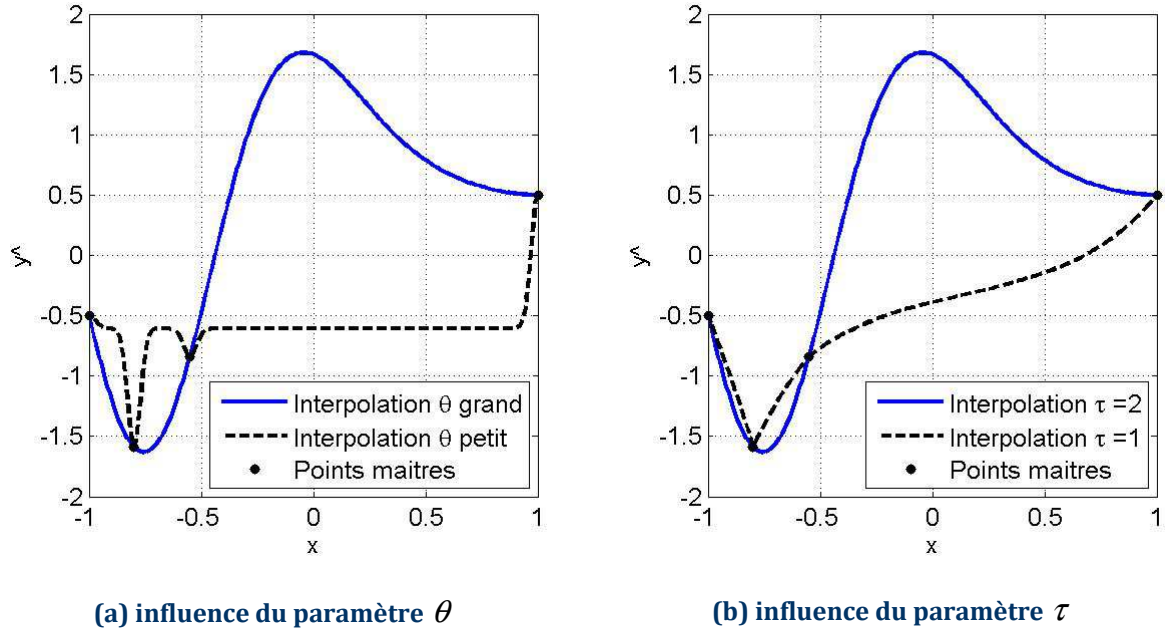


Figure 1-13 : Surface de réponse par krigeage

Le paramètre τ permet de choisir entre une surface de réponse dérivable (Figure 1-13b, trait bleu continu) et une surface non dérivable (Figure 1-13b, pointillés noirs). Cette propriété de dérivabilité est directement liée à la forme des fonctions de corrélation. La fonction de corrélation est dérivable en zéro uniquement pour $\tau=2$. La surface de réponse associée est donc dérivable, aux points maîtres, uniquement pour $\tau=2$.

b) Méthodes de calibration

Il existe principalement deux méthodes pour réaliser cette calibration. La méthode de validations croisées (*Cross Validation*, CV) et la méthode de l'estimateur du maximum de vraisemblance (*Maximum Likelihood Estimation*, MLE). Ces méthodes s'appuient sur la base de données des points maîtres. Elles ont pour objectif de minimiser un critère en jouant sur les paramètres de calibration θ et τ .

- Méthode de l'estimateur du maximum de vraisemblance (*Maximum Likelihood Estimation* - MLE)

Cette méthode s'appuie sur l'estimateur du maximum de vraisemblance (équation(1.37)). La résolution du problème de maximisation permet de déterminer des valeurs optimales pour θ et τ .

$$MLE = \max_{\theta, \tau} (\ln(L(\theta, \tau)))$$

$$\ln(L(\theta, \tau)) = -\frac{1}{2} \left[m \left(\ln(\sigma^2(\theta, \tau)) + \ln(2\pi) + 1 \right) + \ln(|C(\theta, \tau)|) \right] \quad (1.37)$$

$|C(\theta, \tau)|$ représente le déterminant de la matrice de corrélation.

Cette méthode a pour principal avantage de ne faire appel qu'au déterminant de la matrice de corrélation C . La construction complète de l'opérateur de krigeage n'est pas nécessaire. La difficulté résidant dans la forme de la fonction à maximiser. Cette fonction est multimodale, des méthodes adaptées doivent donc être utilisées pour la maximiser. Ulmer et al. [Ulm03] proposent d'utiliser une méthode évolutionnaire, Laurenceau et al. [Lau08] proposent quant à eux d'utiliser une méthode à direction de descente avec un point de départ spécifique, évalué à partir de l'analyse du phénomène modélisé.

- **Méthode de validation croisée (Cross Validation - CV)**

La méthode de validation croisée permet de déterminer les paramètres de calibration en minimisant le critère $CV(\theta, \tau)$:

$$CV(\theta, \tau) = \sum_{i=1}^m \left(y(p_i) - \hat{y}_{-i}(p_i) \right)^2 \quad (1.38)$$

$\hat{y}_{-i}(p_i)$ représente la valeur calculée en p_i par l'opérateur de krigeage construit à partir d'une base de données de points maîtres dont le point maître p_i a été exclu.

Cette méthode donne, d'après Martin et al. [Mar05], des résultats meilleurs que la méthode MLE. Le calcul du critère de Cross Validation est, en revanche, très lourd en terme de temps de calcul : m opérateurs de krigeage doivent être construits à chaque évaluation de $CV(\theta, \tau)$. En effet, chaque approximation $\hat{y}_{-i}(p_i)$ est construite sur une base de données différente.

3.2 Exploration et exploitation de surfaces de réponse par Krigeage

L'opérateur de krigeage, une fois calibré, permet d'obtenir deux informations. L'approximation $\hat{y}(x)$ et la variance $\hat{\sigma}(x)$ peuvent être évaluées en tout point du domaine d'optimisation (équations (1.35) et (1.36)). Dans ce paragraphe, différentes méthodes pour rechercher un point susceptible d'être une bonne solution du problème global de minimisation, sont présentées.

L'objectif de toutes ces méthodes est de proposer un point maître supplémentaire à ajouter dans la base de données. L'ajout successif de points maîtres aboutit à la résolution du problème de minimisation.

La première idée est de rechercher les coordonnées du minimum de $\hat{y}(x)$ dans le domaine d'optimisation et d'ajouter ce point dans la base de données des point maîtres.

$$p_{m+1} = x_{\min} \mid x_{\min} = \min_{x \in X} \left(\hat{y}(x) \right) \quad (1.39)$$

La recherche de ce point a pour effet de préciser un minimum déjà détecté. Cette phase est appelée *exploitation*. Sur la

l'approximation par krigeage est représentée en trait continu bleu, le point p_{m+1} proposé par cette méthode est représenté sur la

par le point p_{m+1} vert, le minimum détecté dans cette zone sera donc connu de manière plus précise.

La seconde idée est de maximiser la variance $\hat{\sigma}(x)$ de l'estimateur, ce maximum correspond aux zones où l'estimation est incertaine.

$$p_{m+1} = x_{\min} \mid x_{\min} = \max_{x \in X} (\hat{\sigma}(x)) \quad (1.40)$$

La recherche de ce point a pour effet d'explorer des zones méconnues du domaine d'optimisation. Cette phase est appelée *exploration*, elle permet d'assurer l'aspect global de la recherche. Sur la

, la variance de l'approximation par krigeage est représentée en trait pointillé rouge, le point p_{m+1} proposé par cette méthode est représenté sur la

par le point p_{m+1} rouge. Un point maître sera alors ajouté dans une zone peu connue.

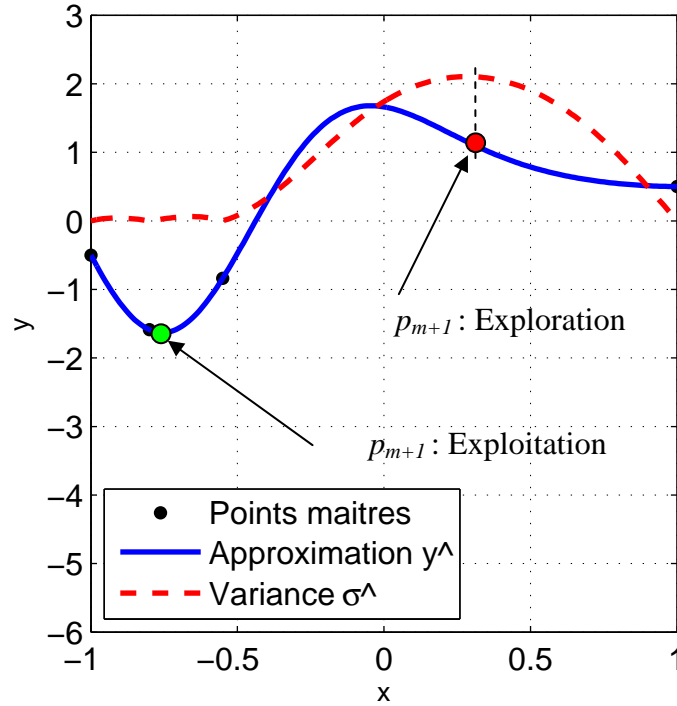


Figure 1-14 : Exploitation et exploration d'une surface de réponse par krigeage

L'exploitation et l'exploration sont deux aspects qui doivent être pris en compte pour construire un algorithme d'optimisation global. La combinaison de (1.39) et (1.40) permet de créer, par addition, un critère multi-objectifs. Ce critère est nommé Lower confidence Bound (LB) [Emm06].

$$p_{m+1} = x_{\min} \mid x_{\min} = \min_{x \in X} (\hat{y}(x) - \omega \hat{\sigma}(x)), \omega \in [1, 3] \quad (1.41)$$

Ce critère introduit un coefficient de pondération ω qui doit être fixé par l'utilisateur. Plus ω est grand plus l'effet d'exploration est accentué. La Figure 1-15 (trait fin noir) représente le critère LB ($\omega=2$). Dans cet exemple le point p_{m+1} minimisant le critère se trouve en $x=0.3$. Dans la zone se situant entre $-1 \leq x \leq -0.5$, l'approximation est considérée comme fiable, la part exploitation du critère est donc faible, l'exploration est donc favorisée.

Le critère LB ajoute un coefficient supplémentaire à déterminer ω , la multiplication de ces coefficients de "réglage" étant toujours dommageable pour la simplicité d'utilisation des méthodes.

Il existe d'autres méthodes qui ne font pas appel directement à une somme pondérée de $\hat{y}(x)$ et $\hat{\sigma}(x)$. Le critère d'amélioration espérée (*Expected Improvement*, EI) proposé par Jones [Jon98] en est un exemple.

$$EI(x) = (y_{\min} - \hat{y}(x)) \Phi\left(\frac{y_{\min} - \hat{y}(x)}{\hat{\sigma}(x)}\right) + \hat{\sigma}(x) \varphi\left(\frac{y_{\min} - \hat{y}(x)}{\hat{\sigma}(x)}\right) \quad (1.42)$$

Où y_{\min} est le minimum des réponses de la base de données ($y_{\min} = \min_{i \in [1, m]}(y_i)$), Φ la fonction répartition de la loi normale centrée réduite, et φ la fonction de densité de probabilité de la même loi normale. Le point ajouté à la base de données maximise ce critère.

$$p_{m+1} = x_{\min} \mid x_{\min} = \max_{x \in X} (EI(x)) \quad (1.43)$$

Sur l'exemple Figure 1-15 (trait rouge pointillé) l'*EI* présente deux pics. L'un en $x = 0.3$ correspond à l'aspect exploitation, et l'autre en $x = -0.25$ correspond à l'aspect exploration. Dans ce cas les aspects globaux et locaux de la recherche de l'optimum sont bien présents. Ce critère a l'intérêt d'exploiter les propriétés de l'opérateur de krigeage sans ajouter de paramètre de "réglage" supplémentaire.

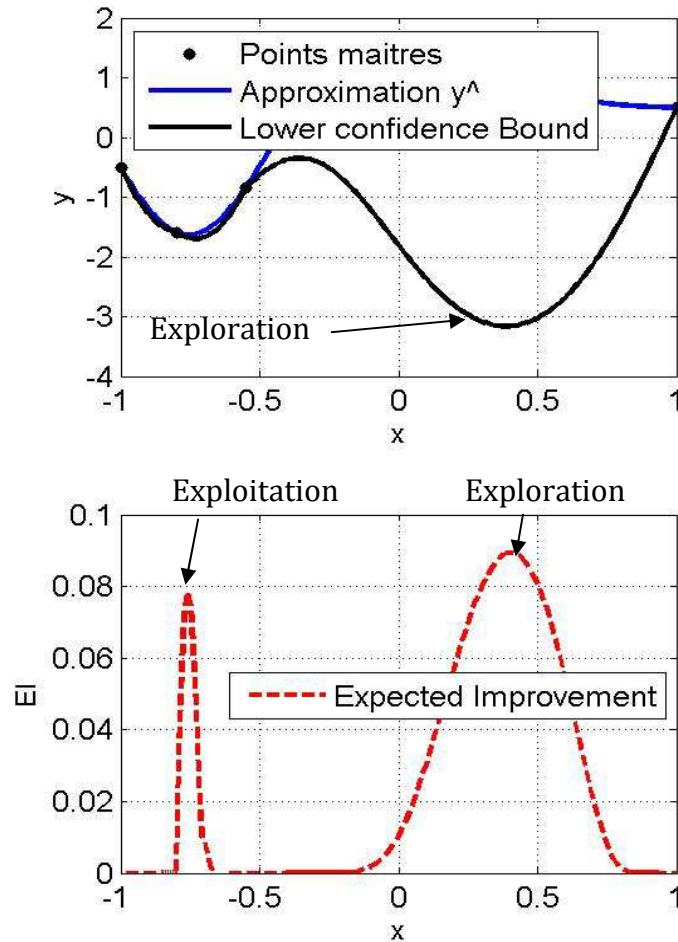


Figure 1-15 : Critère Lower confidence Bounds (LB) et Expected Improvement (EI)

Il existe de nombreux autres critères dérivant principalement de ceux présentés précédemment. On peut citer par exemple les travaux de Villemonteix [Vil09] qui utilise le critère de minimisation de l'entropie conditionnelle des minimiseurs.

L'obtention des coordonnées d'un point maître supplémentaire se fait toujours via la minimisation d'un critère (ou maximisation suivant les cas). Cette minimisation n'est jamais triviale. L'exemple présenté en fil rouge de ce paragraphe est très simple (1 variable d'optimisation, 4 points maîtres) et pourtant la forme des critères à minimiser est complexe. Les fonctions à minimiser sont multi-extrema. L'EI Figure 1-15 en est un exemple, l'un des extrema est même relativement étroit. Ces minimisations font appel à des méthodes d'optimisation bien choisies. Les méthodes par stratégie d'évolution (paragraphe 2.1) sont particulièrement bien adaptées. La résolution de ce problème d'optimisation annexe n'est pas bloquant en terme de temps. En effet, cette résolution est bien moins coûteuse en temps de calcul que l'évaluation de la fonction coût liée à un point maître obtenue par un calcul éléments finis.

3.3 Algorithme EGO

L'ensemble des ingrédients nécessaires à la construction d'un algorithme d'optimisation globale ont été décrits précédemment. On présente ici les points principaux proposés par Jones [Jon98] pour construire l'algorithme *Efficient Global Optimization* (EGO). Dans cet algorithme la surface de réponse est enrichie de manière itérative.

Cet algorithme est décrit dans le Tableau 1-6 :

Algorithme d'optimisation globale		
1:	$DBp = \text{initialisation}()$	//Initialisation de la base de données des points maîtres
2:	$DBy = f(DBp)$	//calcul des fonctions coût (appel "boite noire" du calcul EF)
3:	Tant que ($EI > 1\%$) faire	
4:	$\text{Meta} = \text{MetaModeling}(DBp, DBy)$	// Construction et calibration du métamodèle
5:	$\text{newDBp} = \max(EI)$	// exploration et exploitation : maximisation de l'EI
6:	$DBp = [DBp \cup \text{newDBp}]$	// ajout du nouveau point maître
7:	$DBy = [DBy \cup f(\text{newDBp})]$	// évaluation de la fonction coût du nouveau point maître (appel "boite noire" du calcul EF)
8:	fin	

Tableau 1-6 : Algorithme d'optimisation globale

Dans les travaux de Jones, la maximisation de l'*Expected Improvement* est réalisée par l'algorithme *branch-and-bound algorithm* [Jon98], qui est spécialement adapté à la forme de la fonction $EI(x)$.

Le schéma de la Figure 1-16 propose une vue du fonctionnement de l'algorithme d'optimisation globale. Dans ce schéma la maximisation de $EI(x)$ est réalisée par un algorithme à stratégie d'évolution.

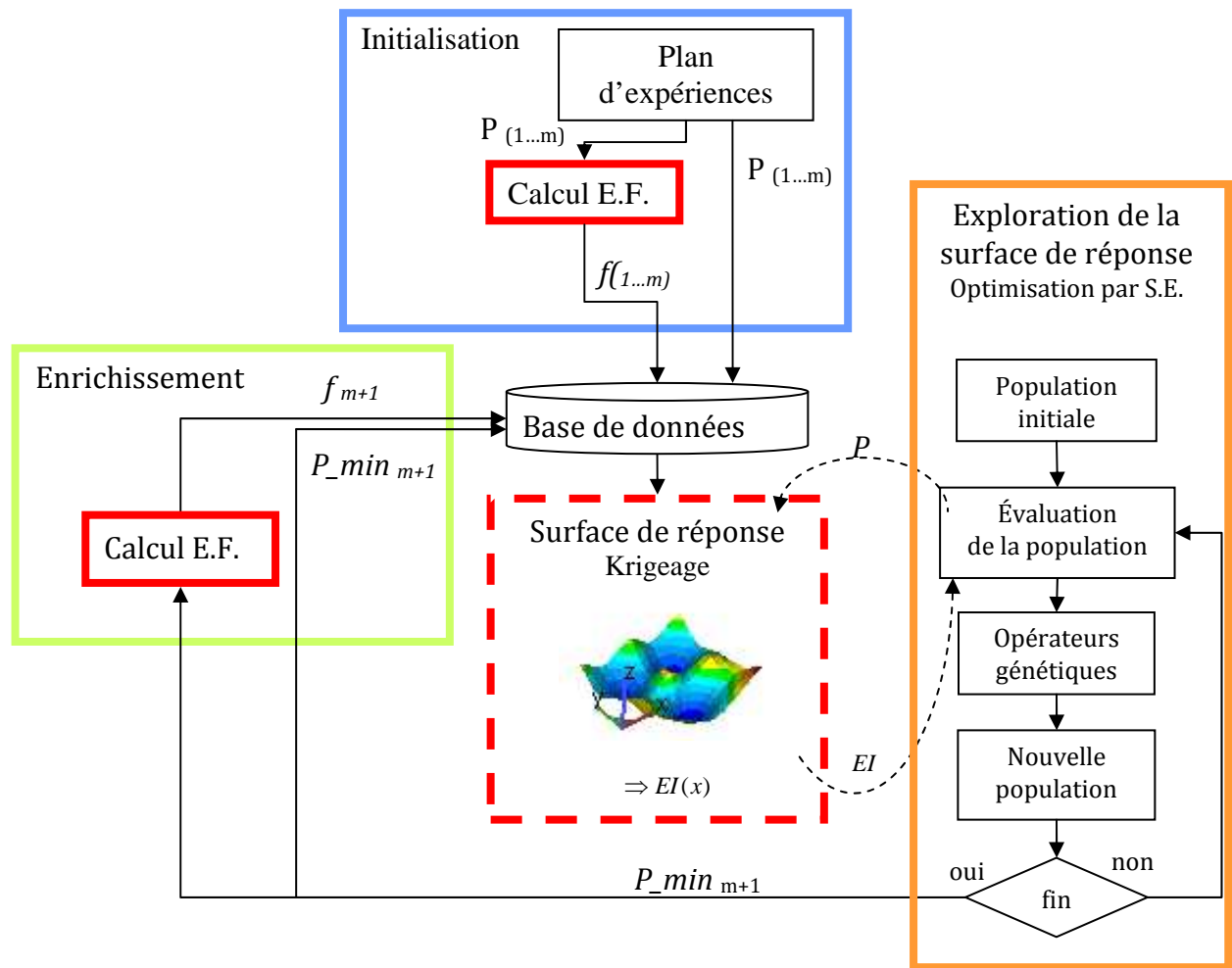


Figure 1-16 : Schéma de l'algorithme d'optimisation globale (EGO)

4 Proposition d'extension parallèle de l'algorithme EGO

4.1 Enjeux et intérêts d'une telle extension

Cette extension parallèle s'inscrit dans la problématique de diminution du temps de calcul. L'utilisation d'un métamodèle était la première étape, la deuxième étant de paralléliser la méthode.

L'algorithme d'optimisation globale présenté Figure 1-16 est séquentiel. A chaque itération un seul point maître est ajouté à la base de données, un seul calcul EF est donc réalisé. Paralléliser cet algorithme a pour objectif de pouvoir évaluer plusieurs points maîtres de manière simultanée, et donc d'exploiter la puissance de calcul disponible. En effet, à chaque itération, le point maximisant $EI(x)$ est ajouté à la base de données : par définition $\max_{x \in X} (EI(x))$ n'a qu'une seule solution. L'objectif est donc d'ajouter plusieurs points maîtres à chaque itération de manière intelligente.

4.2 Différentes approches

Deux approches sont envisageables :

- l'utilisation d'un critère capable de proposer N_{par} points maîtres par itération,
- la création d'un système pseudo-itératif où, à chaque pseudo-itération, un point maître est proposé, ce point maître étant associé à une valeur de fonction coût fictive et temporaire.

La première alternative est encore peu présente dans la littérature. Ginsbourger et al. [Gin10], proposent un critère sur la base de l'*Expected Improvement*, nommé q -EI, où q est le nombre de points maîtres extraits à l'aide de ce critère. La formulation de ce critère reste assez complexe et n'est calculée analytiquement que pour $q=2$. Pour des valeurs supérieures de q , le critère est évalué par méthode de Monte-Carlo.

Une deuxième alternative est décrite dans le Tableau 1-7. Cette approche consiste à construire tout d'abord un métamodèle s'appuyant sur la base de données.

Ce métamodèle est ensuite exploité pour extraire un nouveau point maître (Tableau 1-7, ligne 9). A ce stade le nouveau point maître n'est pas évalué directement via l'appel au calcul en "boîte noire". Ce point maître devient un point maître fictif : la valeur de sa fonction coût associée est fixée de manière arbitraire (Tableau 1-7, ligne 11).

Un nouveau métamodèle est alors construit sur la base de données des points maîtres augmentée du point maître fictif (Tableau 1-7, ligne 8). Un nouveau point maître fictif est alors créé. Cette opération est répétée autant de fois que l'on souhaite de points maîtres fictifs.

Une fois ce nombre atteint, les fonctions coût associées à l'ensemble des points maîtres fictifs sont calculées de manière exacte en faisant appel au calcul EF en "boîte noire" (Tableau 1-7, ligne 14). Ces N_{par} calculs peuvent alors être exécutés simultanément sur différents processeurs.

Après avoir évalué ces N_{par} points maîtres fictifs, ils deviennent des points maîtres inclus dans la base de données (Tableau 1-7, ligne 15). En itérant ainsi, les points maîtres évalués sont choisis par "paquets" de N_{par} nouveaux points par pseudo-itération.

Algorithme d'optimisation globale – extension parallèle		
1:	$i = 1$	
2:	$DBp = \text{init}()$	<i>//Initialisation de la base de données des points maîtres</i>
3:	$DBy = f(DBp)$	<i>//calcul des fonctions coût (appel "boite noire" du calcul EF)</i>
4:	While ($i < i_{\max}$) do	
5:	$DBy^* = 0$	
6:	$DBp^* = 0$	
7:	For $j=1$ to $j=Npar$	
8:	$Meta^*$	<i>// Construction et calibration du métamodèle</i>
	$= \text{MetaModeling}(DBp \cup DBp^*, DBy \cup DBy^*)$	
9:	$newDBp = \min(Meta^*)$	<i>// exploration et exploitation</i>
10:	$DBp^* = [DBp^* \cup newDBp]$	<i>// Enrichissement virtuel de la base de données</i>
11:	$y^* = f^*(newDBp)$	<i>// affectation d'une valeur virtuelle de la fonction coût</i>
12:	$DBy^* = [DBy^* \cup y^*]$	<i>// Enrichissement virtuel de la base de données</i>
13:	end	
14:	$DBy = [DBy \cup f(DBp^*)]$	<i>// évaluation de la fonction coût du nouveau point maître (appel "boite noire" du calcul EF)</i>
15:	$DBp = [DBp \cup DBp^*]$	
16:	$i = i + Npar$	
17:	end	

Tableau 1-7 : Méthode d'optimisation globale – extension parallèle

4.3 Exploitation des propriétés du krigeage pour la parallélisation

La méthode pseudo-itérative présentée dans le Tableau 1-7 propose de fixer à une valeur fictive la valeur des fonctions des points maîtres (Tableau 1-7, ligne 9). Cette valeur fictive peut être choisie suivant différentes stratégies.

4.3.1 Kriging believer (KB)

L'approche *kriging believer* (KB) consiste à faire confiance à l'opérateur de krigeage construit. La valeur de la fonction coût du point maître fictif est déterminée par l'approximation de l'opérateur de krigeage (équation (1.35)).

$$f^*(x) = \hat{y}(x) \quad (1.44)$$

L'enrichissement par KB est illustré Figure 1-17. L'exemple traite de l'ajout de deux points. L'étape 1, Figure 1-17a, est de déterminer le nouveau point par maximisation de l'EI (équation(1.42)). La valeur de la fonction coût associée à ce point maître est fixée à la valeur prédite par l'opérateur de krigeage (Figure 1-17b, point rouge).

Un nouveau métamodèle est alors construit sur la base des points maîtres et du point maître fictif. L'ajout du point maître fictif ne modifie pas la valeur de l'estimateur (Figure 1-17b, trait bleu), en revanche l'estimation de l'erreur est modifiée. Sa valeur est nulle pour tous les points maîtres, donc automatiquement au point maître fictif. Le critère de l'EI est donc modifié. Le nouveau point déterminé par la maximisation de l'EI est donc dans une autre zone (Figure 1-17b, point vert).

La dernière étape est de calculer la valeur des fonctions coût des nouveaux points maîtres fictifs ainsi rajoutés (Figure 1-17c, point rouge).

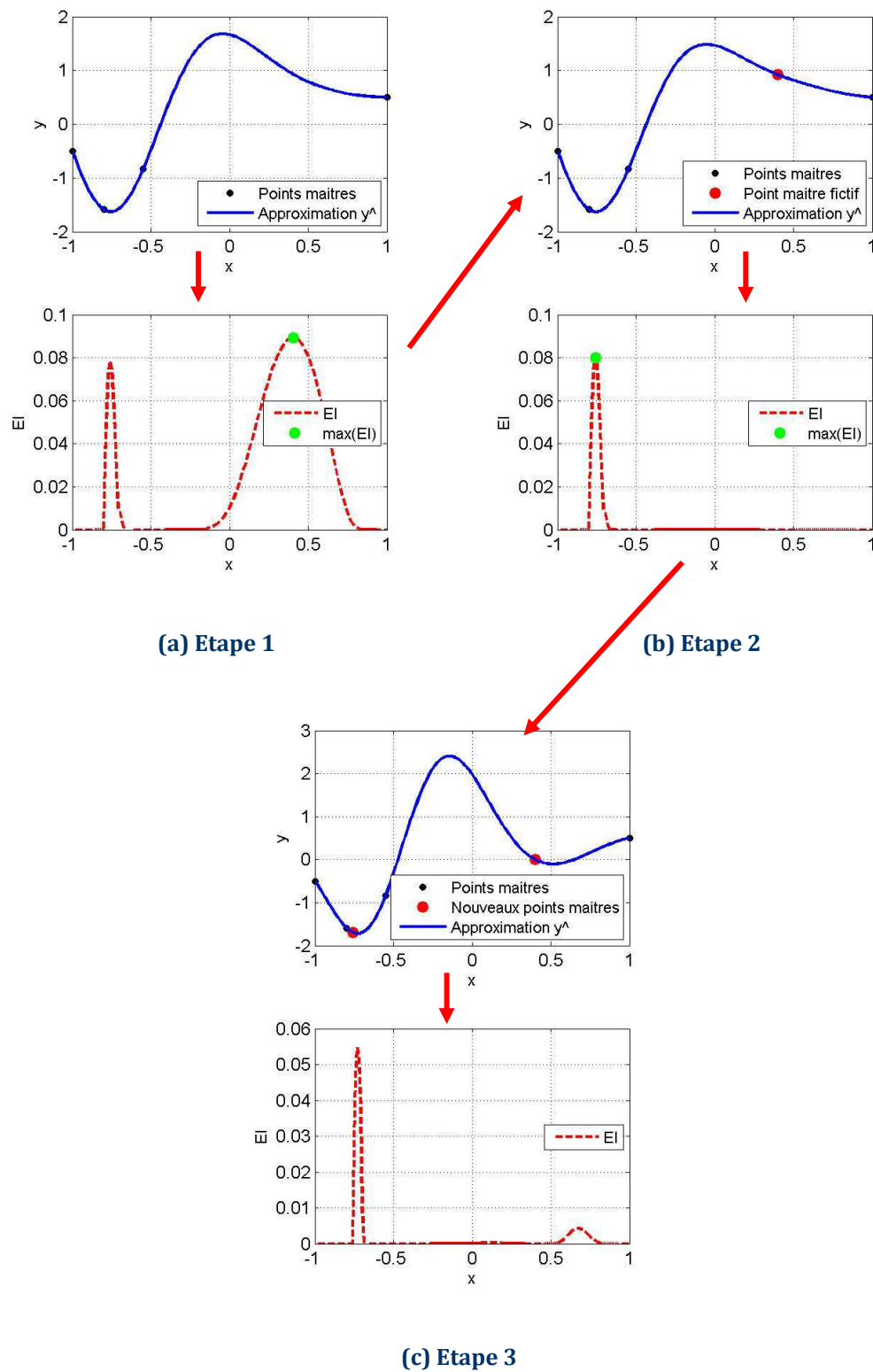


Figure 1-17 : Enrichissement par KB

4.3.2 Constant liar

Une autre méthode consiste à attribuer une valeur fixe au point maître fictif. Cette méthode est appelée *Constant Liar* (CL).

$$f^*(x) = y_L \quad (1.45)$$

Plusieurs valeurs de y_L peuvent être choisies : le minimum ($y_L = \min_{i \in [1,m]}(y_i)$), le maximum ($y_L = \max_{i \in [1,m]}(y_i)$) ou la moyenne ($y_L = moy(y_i)$) des valeurs des fonctions coût des points maîtres.

Plus y_L est grand et plus la recherche sera globale (pour un problème de minimisation). Cette méthode a pour principal risque d'introduire temporairement un point maître fictif aberrant dans la base de données. Ce problème est illustré Figure 1-18. A la première étape (Figure 1-18a, point vert) le point maximisant l'EI est sélectionné. A l'étape 2 (Figure 1-18b, point rouge) une valeur fictive de fonction coût est fixée suivant la méthode CL-max (équation(1.45)). Or cette valeur est très différente de la valeur du point maître le plus proche. Le métamodèle étant interpolant, cette variation très brusque se répercute par de fortes oscillations du métamodèle (Figure 1-18b, trait bleu), le métamodèle devient inexploitable. Il est cependant à noter que dès le calcul des fonctions réelles effectué, le métamodèle redevient valide et exploitable (Figure 1-18c).

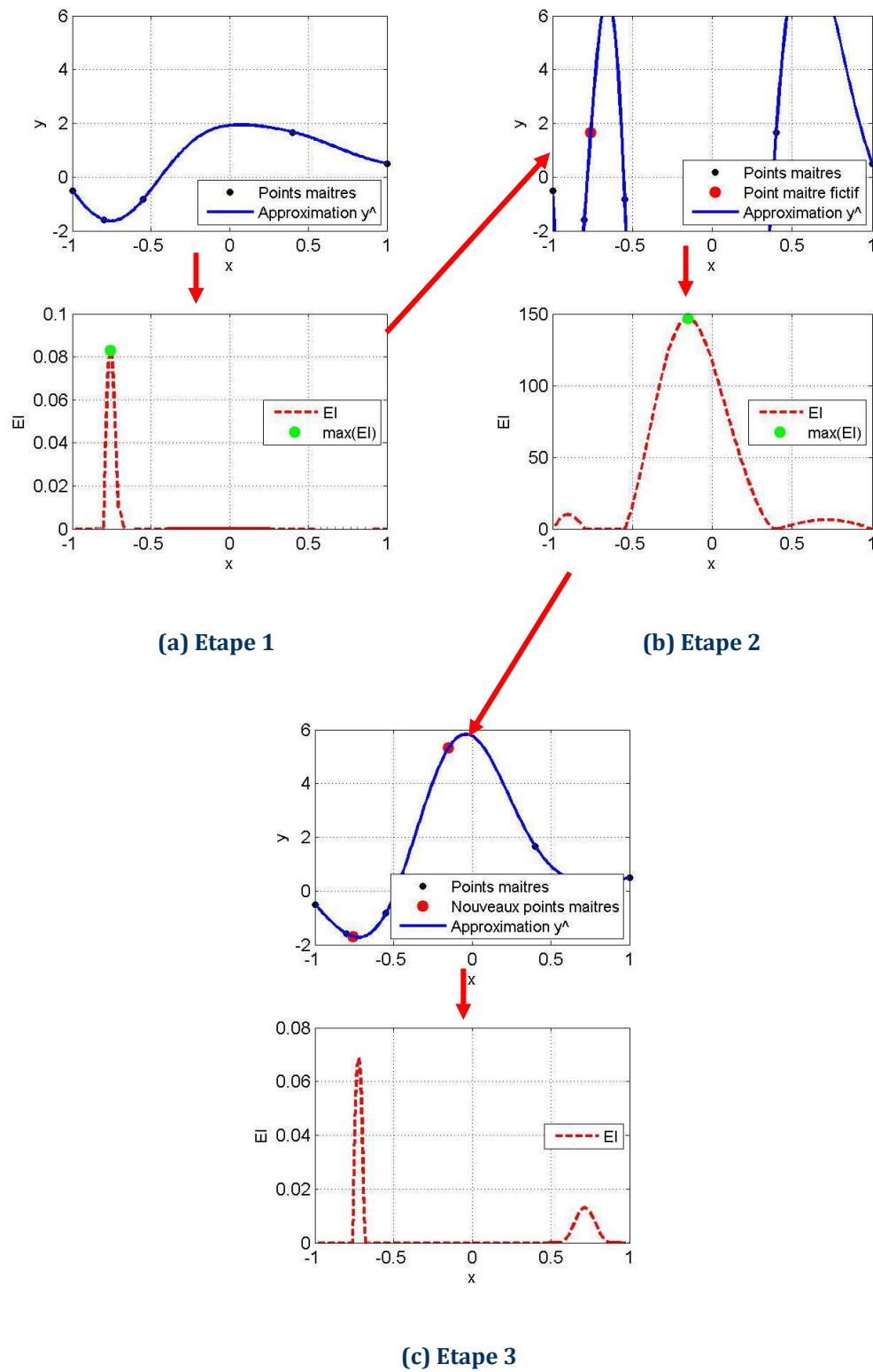


Figure 1-18 : Enrichissement par CL-Max

4.3.3 Robustesse de ces méthodes

Quelle que soit la valeur prise par les points maîtres fictifs, ces valeurs sont toujours le résultat d'une hypothèse. En effet, excepté le premier point fictif qui s'appuie sur une base de données de points maîtres « non fictifs », tous les autres points maîtres fictifs ne sont pas rajoutés de manière optimale. Cela a pour conséquence une diminution de l'efficacité de la méthode. Si l'amélioration en temps de calcul provenant de la parallélisation compense cette diminution d'efficacité, alors on peut considérer que les méthodes de krigeage parallélisées sont intéressantes. Une discussion sur le type d'enrichissement (KB ou CL) sera menée dans le chapitre suivant.

5 Conclusion

Dans ce chapitre, après une présentation succincte de la problématique industrielle liée aux procédés d'assemblage par déformation plastique, les principes généraux sur l'optimisation ont été présentés, en se focalisant sur l'aspect global ou local de la recherche. Dans un deuxième temps, la problématique du temps d'évaluation de la fonction coût a été abordée. En effet, dans le cadre de l'optimisation des assemblages, le test d'une solution d'assemblage fait appel à la résolution d'un problème éléments finis non linéaire. Le temps d'obtention de la valeur de la fonction coût associée est donc grand.

L'approche par plans d'expériences est une première réponse à cette problématique. Sans toutefois permettre de construire un processus d'optimisation, elle permet de maîtriser le nombre d'évaluations de la fonction coût. Elle peut également s'avérer utile pour évaluer la sensibilité de la fonction coût aux paramètres d'optimisation, ou encore pour construire une première base de données de points maîtres.

Une seconde réponse est l'exploitation des méthodes basées sur les métamodèles. Ces méthodes introduisent un niveau de modélisation simplifié qui est utilisé pour résoudre un problème d'optimisation approché plus rapide. Le métamodèle par krigeage a été plus particulièrement présenté, ainsi que l'algorithme EGO.

La dernière réponse proposée est d'utiliser la parallélisation pour accélérer le temps de résolution d'un problème d'optimisation. Dans le cadre de l'algorithme EGO avec utilisation du métamodèle par krigeage, l'objectif est de pouvoir évaluer la fonction coût de plusieurs points maîtres de manière simultanée.

Le chapitre suivant présente la plateforme MOOPI (*MOdular software dedicated to Optimization and Parameters Identification*) développée dans le cadre de cette thèse. Nous nous intéresserons plus particulièrement à l'implémentation des algorithmes présentés dans ce chapitre.

Chapitre 2

MOOPI un outil d'optimisation dédié aux calculs éléments finis

Ce chapitre a pour objectif de présenter la plateforme dédiée à l'optimisation et à l'identification par analyse inverse développée dans le cadre de cette thèse. Cette plateforme est nommée MOOPI, pour *MOdular software dedicated to Optimization and Parameters Identification*.

L'objectif est de développer un outil adaptable au plus large nombre de logiciels de calcul, et plus particulièrement à ceux développés dans le cadre du projet MONA LISA dédiés au calcul des assemblages. La plateforme fonctionne en s'appuyant sur le concept de "boîte noire" présenté dans le chapitre précédent. C'est-à-dire que la plateforme MOOPI est en mesure de réaliser une optimisation en exploitant tout outil de calcul qui peut s'encapsuler dans une "boîte noire", pouvant se piloter via un schéma de communication entrée/sortie.

Ce schéma de communication est rappelé Figure 2-1. La communication entre la plateforme MOOPI et le logiciel de calcul se fait uniquement via l'envoi d'un jeu de paramètres à évaluer, et l'attente, en retour, de la valeur de la fonction coût associée.

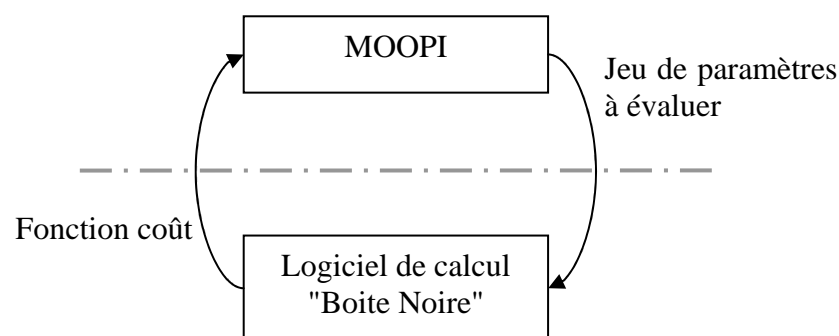


Figure 2-1 : Plateforme MOOPI

Dans un premier temps, les aspects liés au développement et à l'implémentation de la plateforme seront abordés, ainsi qu'à l'évolutivité de celle-ci. Ensuite le propos se focalisera sur l'implémentation du krigeage et de l'algorithme EGO dans la plateforme MOOPI. Puis une dernière partie sera consacrée à la validation et aux tests de la plateforme. L'efficacité des méthodes de parallélisation de l'algorithme EGO sera testée.

1 Conception - Développement de la plateforme MOOPI

Dans ce paragraphe on propose de présenter la démarche ainsi que les choix qui ont été faits pour la conception et la réalisation de la plateforme MOOPI.

1.1 Objectifs généraux de la plateforme MOOPI

Deux axes principaux sont à différencier pour définir les objectifs du développement de la plateforme MOOPI. Le premier axe concerne les objectifs d'utilisation de la plateforme MOOPI et le second axe les objectifs d'évolutivité de la plateforme.

1.1.1 Objectifs "utilisation"

L'objectif "utilisation" est double :

Le premier volet est de proposer un outil capable de résoudre un problème d'optimisation dont la fonction coût est évaluée par un logiciel indépendant.

Un second volet est de mettre en place un outil dédié à l'identification de paramètres matériaux par analyse inverse.

La solution proposée, pour répondre à ces deux objectifs, devra être capable d'exploiter les logiciels développés au sein du projet MONA LISA pour la modélisation des assemblages, mais aussi les logiciels développés au CEMEF : Forge et CimLib®.

1.1.2 Objectifs "évolutivité"

La plateforme MOOPI a pour principale vocation de proposer un éventail de méthodes d'optimisation, et d'exploiter différents logiciels pour le calcul de la fonction coût. Outre les méthodes d'optimisation proposées pour atteindre l'objectif "utilisation", la structure devra être capable d'accueillir d'autres méthodes d'optimisation et d'analyse d'expériences numériques. Il devra en être de même pour la gestion des logiciels, la solution proposée devra donc pouvoir s'adapter au plus large panel possible de logiciels.

L'intégration de ces méthodes devra se faire avec un investissement minimum en terme de programmation pour les nouveaux utilisateurs.

1.2 Analyse des objectifs

Les objectifs généraux énoncés précédemment, ainsi que leur analyse permettent de construire un premier schéma fonctionnel de la plateforme MOOPI (Figure 2-2).

Ce schéma propose une approche par couches :

- *Couche 0 : logiciel de calcul.* Cette couche "logiciel de calcul" correspond au calcul par éléments finis réalisé pour évaluer la valeur de la fonction coût. Cette couche regroupe deux étapes, la première est de réaliser le calcul avec des paramètres d'entrée donnés, un calcul éléments finis par exemple. Puis la deuxième est de synthétiser les résultats issus du calcul (force, champs de contrainte, champs de température, etc.) sous forme d'une fonction coût scalaire (Effort maximum/minimum, écart à un résultat expérimental, etc.).

Remarque : ces deux étapes peuvent être remplacées par un calcul analytique "rapide" de la fonction coût associée aux paramètres d'entrée. Cette substitution est faite lors des tests de développement afin de réduire le temps imputé au calcul de la fonction coût.

- *Couche 1 : analyse de sensibilité.* Une liste de paramètres dont on souhaite analyser la sensibilité par rapport à une observable est donnée. Un plan d'expériences, adapté à l'étude souhaitée, est alors construit et exécuté via le lancement du logiciel de calcul (couche 0). L'analyse de sensibilité est un processus non itératif. Différents plans d'expériences peuvent être implémentés dans cette couche (Plan d'expériences complet, factoriel, D-optimal, ect.).
- *Couche 2 : optimisation.* L'optimisation fait appel soit directement à la couche 0, soit s'appuie sur une analyse de sensibilité pour aboutir à la solution du problème d'optimisation.
- *Couche 3 : analyse inverse.* L'analyse inverse est abordée comme un problème de minimisation. La fonction coût évalue l'écart entre une observable numérique et une observable expérimentale (cette spécification est faite directement dans la couche 0). La minimisation de cette fonction coût permet d'obtenir les paramètres identifiés par analyse inverse. Cette couche d'analyse inverse s'appuie donc directement sur la couche d'optimisation (couche 2). A noter que le ou les premiers jeux de paramètres peuvent également provenir de l'analyse de sensibilité, et ainsi s'appuyer sur la couche 1.

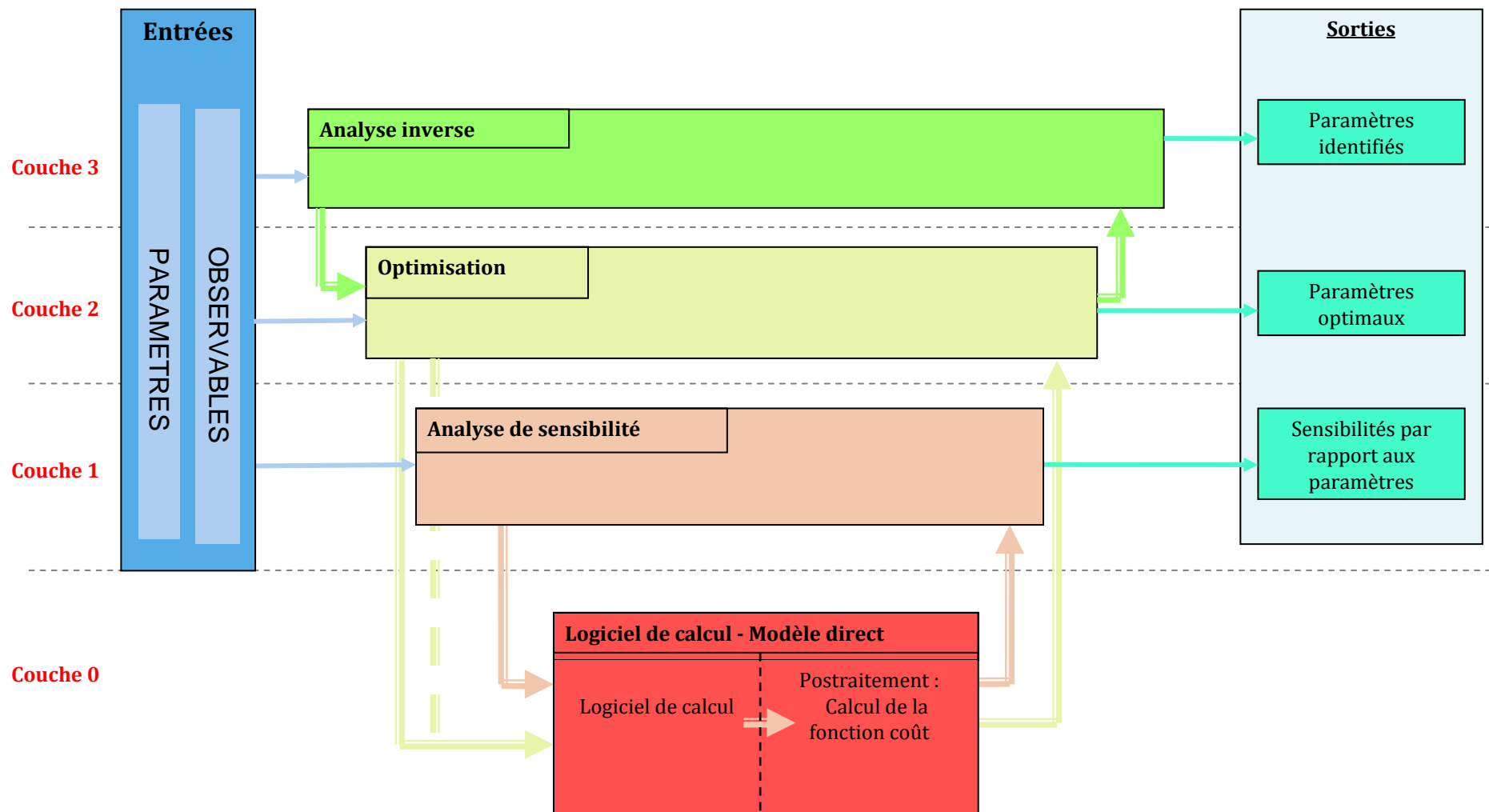


Figure 2-2 : Analyse fonctionnelle de la plateforme MOOPI

Ce schéma (Figure 2-2) fait apparaître en premier lieu une base commune à tous les objectifs : la couche 0, l'exécution du calcul et l'évaluation de la fonction coût. En effet, tous les types d'analyses (analyse de sensibilité, optimisation, ou analyse inverse) peuvent être vus comme des méthodes de gestion d'un ensemble de calculs à réaliser.

Cette dernière observation pousse à faire le choix de placer cet ensemble de calculs à réaliser au centre de l'organigramme de la plateforme.

1.3 L'environnement CimLib®

En plus des objectifs fixés au paragraphe 1.1, les développements doivent s'intégrer dans la librairie CIMLIB®, librairie développée au Cemef. Cette librairie est dédiée au calcul intensif en mécanique. Les caractéristiques importantes, dans le cadre du développement de la plateforme, sont :

- la librairie est programmée en C++ ;
- la mise en place du calcul se fait via un métalangage, sans intervenir dans les codes sources ;
- l'ensemble de la librairie est implémenté dans un environnement parallèle, transparent pour l'utilisateur comme pour le développeur de premier niveau ;
- la librairie est portable sous différents environnements (Windows/Linux).

La programmation C++ orientée objet est particulièrement bien adaptée aux développements que l'on souhaite réaliser. La Figure 2-2 laisse déjà transparaître les différents objets à définir pour créer l'architecture de la plateforme.

1.4 Architecture logicielle retenue – environnement objet

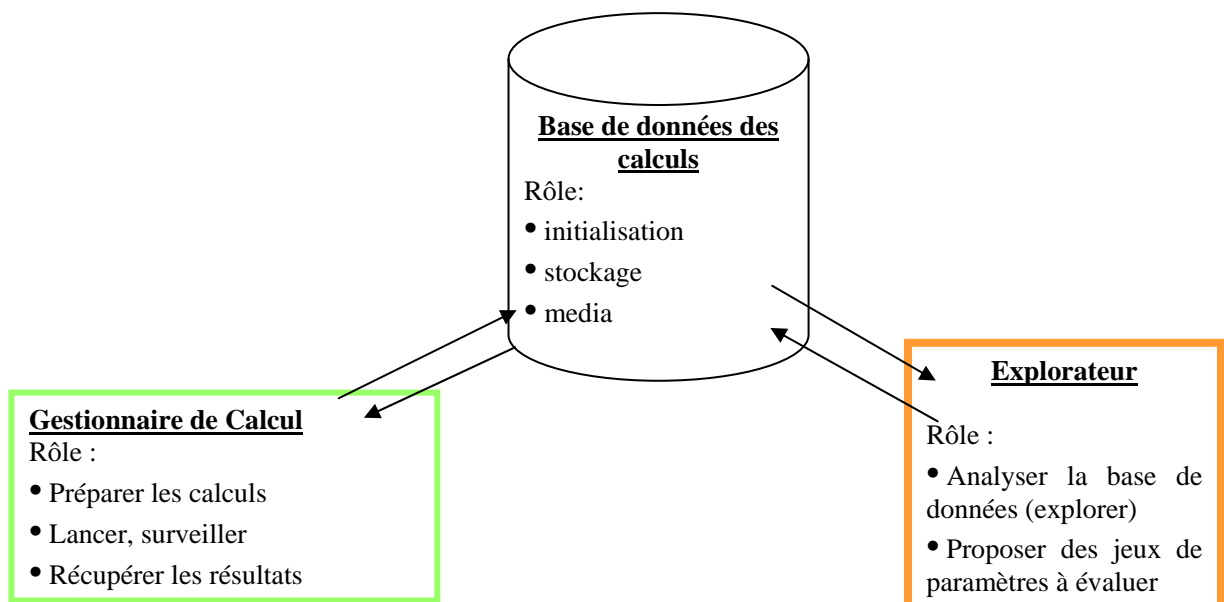


Figure 2-3 : Organigramme plateforme MOOPI

L'analyse des objectifs et les contraintes liées à l'environnement de la librairie CimLib®, permettent de définir l'organigramme de la plateforme MOOPI. Cet organigramme est présenté Figure 2-3.

Trois blocs sont présents :

1.4.1 La base de données des calculs

La base de données des calculs joue trois rôles :

- stocker les informations telles que les jeux de paramètres testés, et les valeurs des fonctions coût associées ;
- initialiser la base de données des calculs, soit avec des valeurs fournies par l'utilisateur, soit avec des valeurs provenant d'un plan d'expériences (un échantillonnage par Latin Hyper Cube [Tan93] et un échantillonnage aléatoire sont implémentés dans MOOPI) ;
- servir de média entre le *gestionnaire de calcul* et l'*explorateur*.

1.4.2 Le gestionnaire de calcul

Le gestionnaire de calcul a pour rôle de récupérer les jeux de paramètres à tester, de préparer les calculs à lancer, de lancer ces calculs, d'observer leur bon déroulement et enfin de récupérer les valeurs des fonctions coût en exploitant les résultats des calculs.

1.4.3 L'explorateur

L'explorateur a comme rôle d'analyser la base de données des calculs. Grâce à cette analyse l'explorateur propose de nouveaux jeux de paramètres à tester pour atteindre l'objectif. L'explorateur pourra par exemple être une méthode d'optimisation implémentée dans la plateforme MOOPI.

Ces trois blocs permettent de définir les trois classes de base de l'architecture orientée objet de la plateforme MOOPI. Une quatrième classe permet de définir l'environnement global de la plateforme et d'organiser les actions des trois blocs.

1.5 Gestion des calculs – exploitation des ressources de calcul

Le gestionnaire de calcul est un point crucial de la plateforme. En effet, c'est l'exécution des calculs par éléments finis qui est la phase la plus consommatrice de temps. Il est donc important d'avoir un gestionnaire de calculs capable de gérer plusieurs calculs simultanément.

La plateforme MOOPI propose donc un gestionnaire de calculs adapté au calcul sur cluster LINUX, via le manager SunGrigEngine [Sun11], et un gestionnaire de calculs adapté à l'environnement Windows. Ces deux gestionnaires de calculs sont capables de lancer m calculs sur n machines. Si $n < m$, les calculs en attente sont gérés par file d'attente. L'organigramme de la classe gestionnaire des calculs est présenté en Figure 2-4.

L'objectif est d'exploiter la puissance de calcul disponible pour limiter, au plus, le temps pour atteindre l'objectif fixé. Ces gestionnaires de calculs prennent tout leur sens lorsqu'ils

sont associés à des méthodes d'optimisation parallèles telles que les méthodes présentées dans le Chapitre 1.

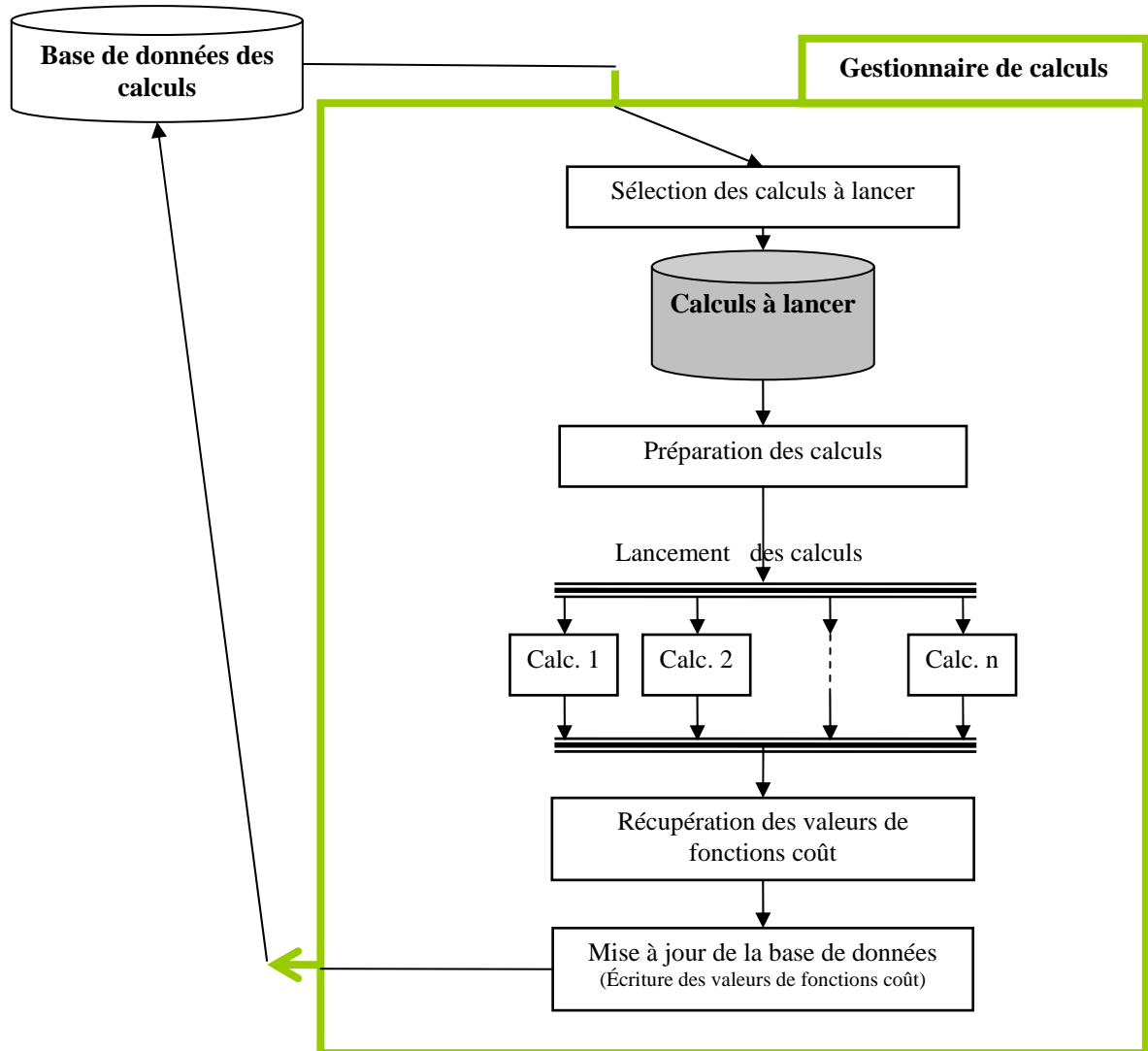


Figure 2-4 : Organigramme de la classe Gestionnaire de calcul

1.6 Evolutivité de la plateforme

La structure décrite précédemment définit 3 classes principales. La classe "explorateur" est en réalité une classe virtuelle, qui est ensuite dérivée (dérivation au sens de la programmation C++ [Lip00]). L'utilisation de la dérivation permet d'assurer la pérennité du code lors d'ajout de nouvelles méthodes. En effet la classe virtuelle permet de définir un *Template* commun à tous les explorateurs.

Remarque : Un *Template* est une sorte de trame qui permet de normaliser la communication avec le reste de l'environnement de la plateforme. L'ensemble des fonctions obligatoires pour l'exploitation de la classe y est défini en fixant le nombre et le type des arguments et résultats. Le développeur n'a alors qu'à implémenter le corps de la fonction.

Le *Template* de l'explorateur contient, entre autre, une fonction "constructeur", une fonction "destructeur" et une fonction principale : *Propose_Nvx_Points(BaseDeDonnees)*. Ces fonctions sont à spécifier pour chaque méthode ajoutée.

L'évolutivité de la plateforme se caractérise par la possibilité d'ajouter facilement de nouvelles méthodes d'optimisation et l'interfaçage avec de nouveaux logiciels servant à calculer la fonction coût.

1.6.1 D'autres algorithmes d'optimisation

Dans la suite du manuscrit des détails seront donnés à propos de l'implémentation de l'algorithme EGO. Mais dans un premier temps, pour illustrer l'aspect évolutif de la plateforme, on montre ici la possibilité d'intégration de différentes méthodes. L'exemple présenté ci-dessous concerne une méthode de minimisation BFGS (*Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno*).

Pour l'ajout de cette méthode on utilise une librairie externe, AlgLib [Boc10], proposant une fonction de minimisation par méthode BFGS. Un explorateur BFGS est créé par dérivation de la classe "explorateur". L'appel à la librairie AlgLib est encapsulé dans la fonction *Propose_Nvx_Points(BaseDeDonnees)* spécifique à l'explorateur par méthode BFGS.

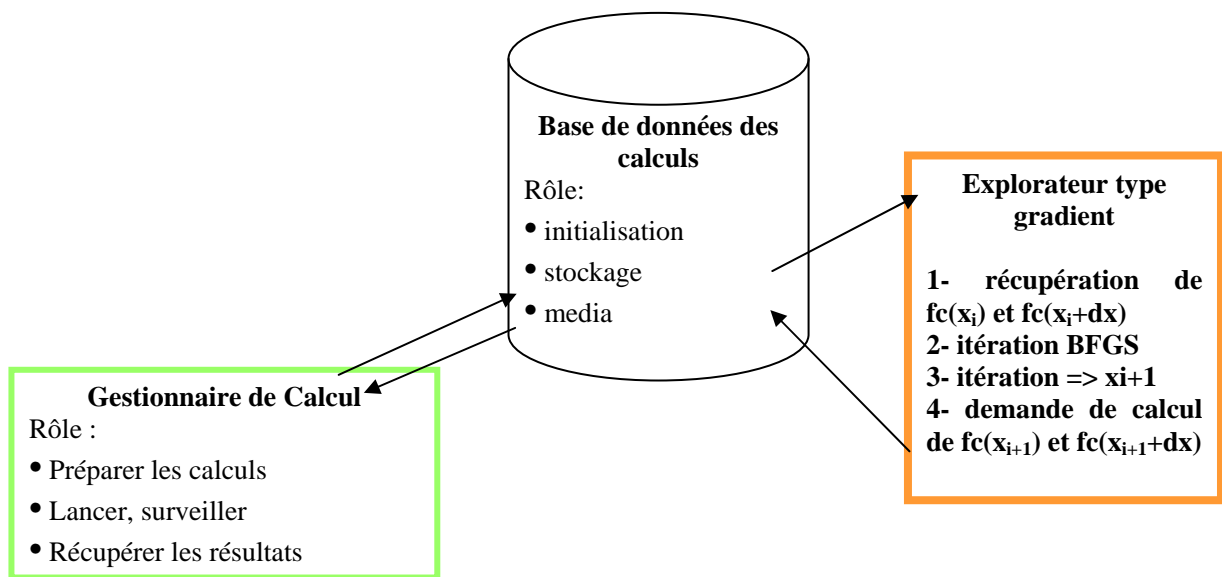


Figure 2-5 : Organigramme plateforme MOOPI - Configuration d'optimisation par méthode BFGS

L'explorateur est alors spécifié (Figure 2-5). Il fonctionne de la manière suivante : l'explorateur récupère la valeur de la fonction coût en x_i , ainsi que les valeurs annexes utilisées pour le calcul du gradient par dérivation numérique. Ces données sont alors exploitées par l'algorithme BFGS, qui détermine le prochain point de calcul x_{i+1} . Ce nouveau point est alors ajouté à la base de données des calculs, ainsi que les points nécessaires à l'évaluation du gradient. Les valeurs des fonctions coût associées sont alors évaluées via le gestionnaire de calcul.

L'exemple présenté ici permet d'illustrer l'évolutivité de la plateforme en terme d'ajout de méthode d'optimisation.

L'utilisation des classes virtuelles est, en plus d'un guide pour le programmeur, un moyen de sécuriser le code, puisque l'ajout d'une nouvelle méthode ne justifie en rien la modification des autres classes.

1.6.2 D'autres logiciels de calcul

Un autre objectif de la plateforme est d'être adaptable au plus grand nombre de logiciels de calcul. La solution retenue, pour des raisons de simplification, est de se limiter aux logiciels de calcul ayant un fichier de mise en données sous forme de fichier texte. Ce choix n'est que très peu limitant puisque la grande majorité des logiciels de calcul scientifique ont une mise en données basée sur des fichiers textes.

Les variables d'optimisation sont repérées dans ces fichiers de mise en donnée par des mots clés spécifiques à la plateforme MOOPI. Ces mots clés servent à repérer les zones où les valeurs des variables d'optimisation doivent être écrites. La Figure 2-6 présente un exemple où les deux variables d'optimisation sont localisées par les mots clés *Opti_0* et *Opti_1* dans le fichier de mise en données. Un scan du fichier de mise en données permet de remplacer ces mots clés par les valeurs des variables d'optimisation. Ce système de mots clés permet de gérer aisément la mise en données des calculs.

```

===== UNITS Block
.UNITES
  MM-MPA-SI
.FIN UNITES
=====

===== RHEOLOGY Block
.RHEOLOGIE
  NORTON-H

  Thermoecroui: Hansel Spittel Nb1,
  ! Material name: 100Cr6 / 1.2067
  ! Material type: Steels
  ! Material subtype: Cr Steels
  ! Properties type: hot forming
  ! Units: MPa, degC
  ! Validity domain:
  ! Temperature: 541.8 - 1250
  ! Strain: 0.04 - 1.5
  ! Strain rate: 0.01 - 500
  A1= Opti_0 ,
  m1= -3.0000000E-03 ,
  m2=-0.13502,
  m3=0.1529,
  m4=Opti_1,
  m5=0,
  m6=0,
  m7=0,
  m8=0,
  m9=0,
  eps_ss=2.0

```

Figure 2-6 : Communication par mots clés - extrait de fichier de mise en données Forge

L'optimisation peut ainsi être réalisée sur tout type de variable utilisée dans le fichier de données : paramètres matériaux, conditions aux limites, conditions d'interfaces, etc. L'optimisation de forme, quant à elle, ne peut fonctionner que si la géométrie optimisée est paramétrée.

Un travail un peu plus conséquent est nécessaire pour construire la fonction coût. Dans le schéma de communication de la plateforme, la valeur de la fonction coût doit être écrite sous forme d'un scalaire dans un fichier texte. Il peut donc être nécessaire dans certains cas d'ajouter un module supplémentaire de post-traitement, qui traite les résultats du logiciel de calcul, puis construit la fonction coût.

Afin de démontrer la modularité des développements effectués dans le cadre de cette thèse, nous avons couplé la plateforme MOOPI à plusieurs logiciels éléments finis : Forge, CimLib®, Castem®, Abaqus® et Matlab®. Des exemples d'application sont donnés en Annexe.

2 Implémentation de l'algorithme EGO

L'algorithme *Efficient Global Optimisation* (EGO) a été décrit au paragraphe 2.3 du chapitre 1. On propose ici de s'attarder sur les aspects liés à l'implémentation de cet algorithme dans la plateforme, ainsi qu'à l'implémentation de la surface de réponse par krigeage.

L'organigramme général de l'implémentation de l'algorithme EGO est présenté Figure 2-7. La première chose à noter est que le schéma de communication avec l'extérieur de l'explorateur est respecté, l'explorateur n'a accès qu'à la base de données des calculs.

Cet organigramme fait apparaître deux nouveaux blocs, le krigeage et l'algorithme d'optimisation par Stratégie d'Évolution (SE).

L'enchaînement des opérations se fait dans l'ordre suivant :

- Construction de l'opérateur de krigeage sur la base des points maîtres.
- Calibration de l'opérateur de krigeage.
- Exploitation de la surface de réponse : maximisation du critère de l'*Expected Improvement (EI)*, la recherche des coordonnées de ce point est réalisée grâce à la communication entre la surface de réponse par krigeage et l'algorithme d'optimisation par stratégie d'évolution.
- Le point maximisant l'*EI* est ajouté à la base de données.

De plus, l'explorateur EGO gère le critère d'arrêt de la méthode d'optimisation, ce point fera l'objet de plus de détails dans le paragraphe 2.4 de ce même chapitre.

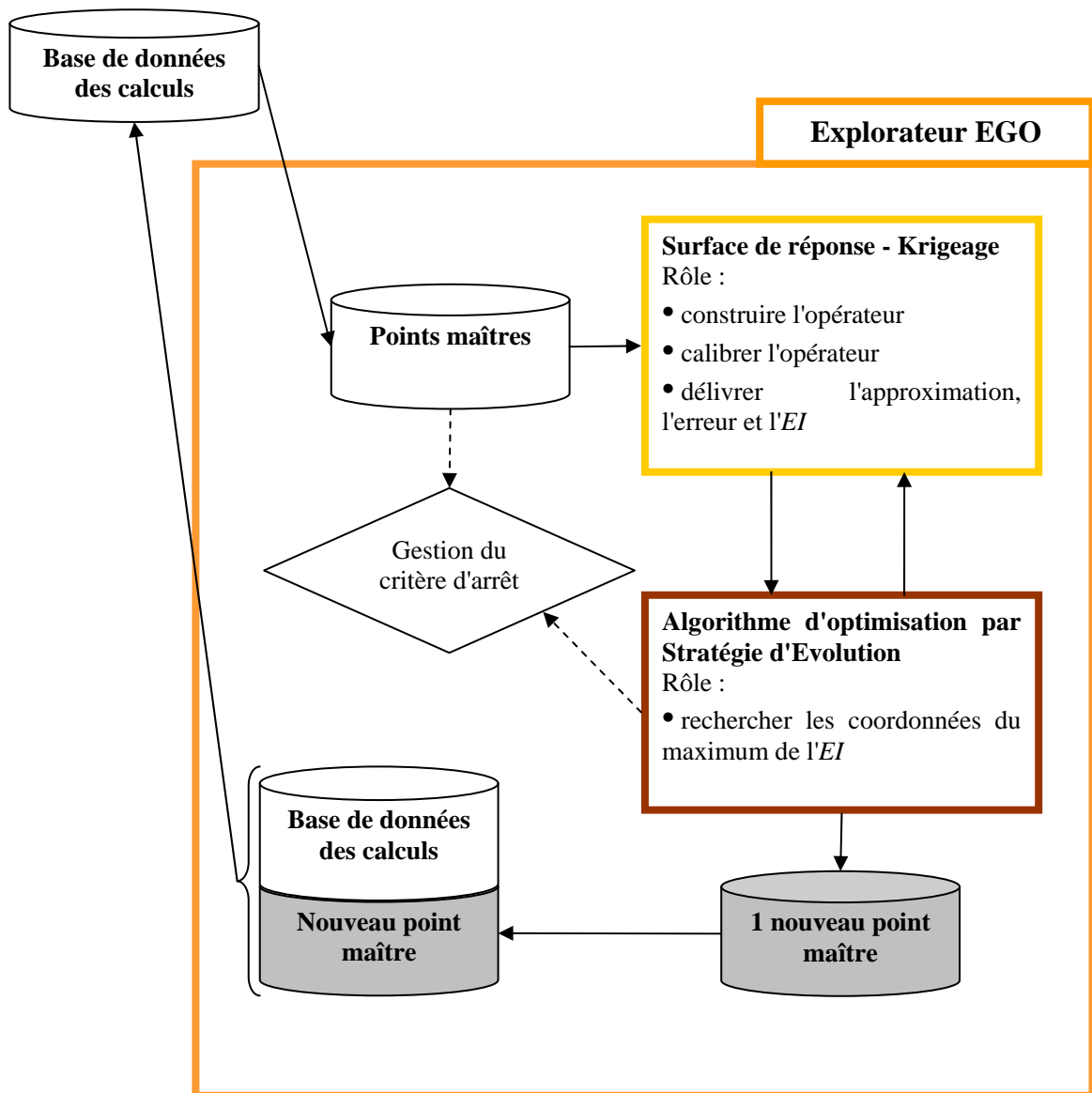


Figure 2-7 : Organigramme de l'explorateur EGO

2.1 Implémentation du krigeage

L'implémentation du krigeage dans la plateforme MOOPI passe par la définition d'un nouvel objet. Cet objet est décrit par l'organigramme de la Figure 2-8. Dans ce schéma, on retrouve les principales étapes décrites dans la partie 2.1 du chapitre 1 : la construction et la calibration de l'opérateur de krigeage sur la base des points maîtres, et l'évaluation de l'opérateur en un point x . Ces étapes sont regroupées dans le diagramme Figure 2-8.

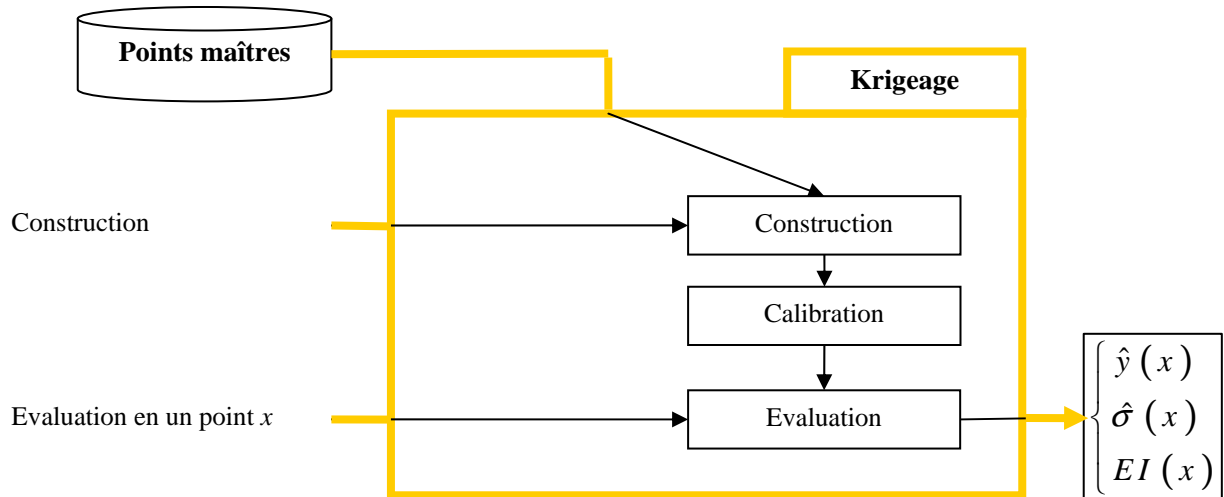


Figure 2-8 : Organigramme de la classe Krigeage

2.2 Implémentation de l'algorithme de minimisation par stratégie d'évolution

Comme décrit dans le premier chapitre, les recherches de la maximisation du critère *Expected Improvement*, ou de la minimisation du critère *Lower confidence Bound* sont réalisées par un algorithme d'optimisation par stratégie d'évolution. L'organigramme de cette classe est présenté Figure 2-9. L'évaluation de la population fait appel à une instance de la classe krigeage. C'est-à-dire qu'un objet de type krigeage est construit suivant le diagramme Figure 2-8 et est ensuite inclus dans la classe Stratégie d'Evolution pour évaluer l' *Expected Improvement*.

L'un des points délicats dans l'utilisation des méthodes évolutionnaires est le choix des paramètres de réglage de l'algorithme. Pour la recherche de l'optimum des différents critères, l'algorithme par stratégie d'évolution est réglé de manière à être très robuste, le nombre d'itérations maximal et la taille de la population sont choisis très grands. Le temps pour résoudre ce sous problème d'optimisation augmente et n'est pas optimum mais il reste cependant toujours négligeable par rapport au temps de résolution du problème global. Ce choix a été fait de manière à améliorer la robustesse de la méthode, ce qui est très important dans un contexte industriel.

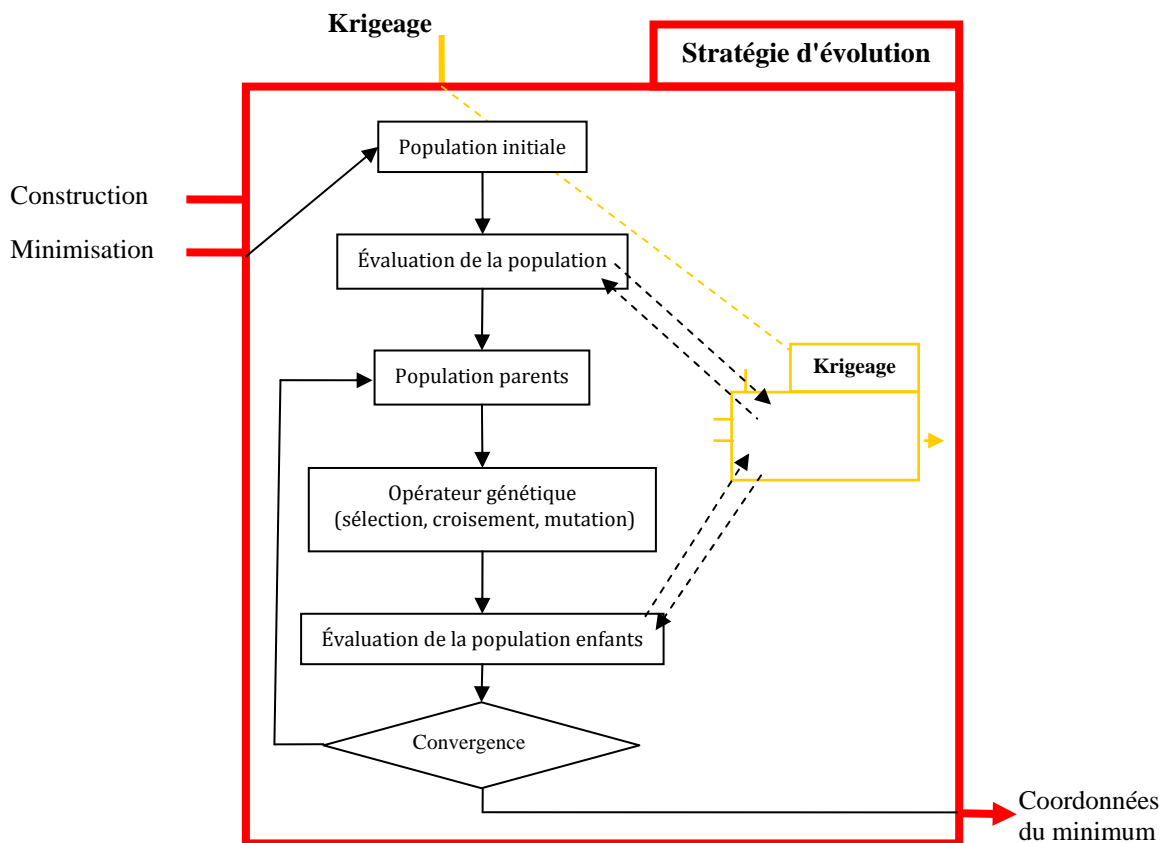


Figure 2-9 : Organigramme de la classe SE (Stratégie d'Evolution)

2.3 Construction de l'algorithme EGO parallèle (EGO-p)

L'algorithme EGO-p proposé ici est décrit Figure 2-10. Son fonctionnement est très proche de la version séquentielle présentée Figure 2-7. Une boucle de sous-itération est incluse dans l'explorateur, chaque nouveau point maître (tant que le nombre maximum n'est pas atteint) est évalué de manière approchée. Cette évaluation approchée est réalisée au niveau du bloc "Parallélisation". L'évaluation approchée est alors réalisée en utilisant l'une des méthodes (KB, CL-min, CL-mean, etc.). Ce choix est fait par l'utilisateur.

Un point important, et non directement retranscrit dans ce diagramme, est le critère d'arrêt de cette sous incrémentation. Ce critère est détaillé dans le paragraphe 2.4.

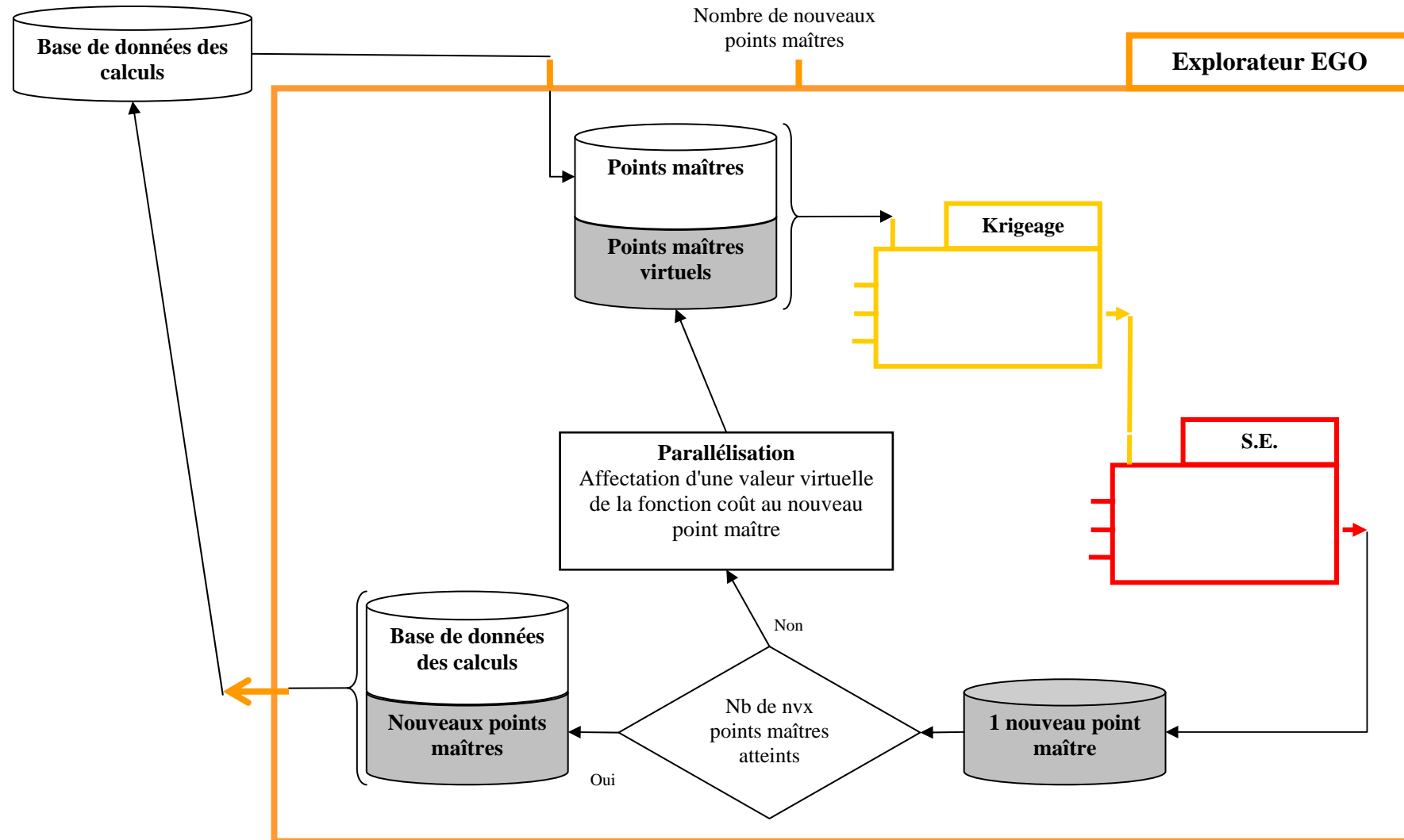


Figure 2-10 : Organigramme de la classe de l'algorithme EGO-p

2.4 Critère d'arrêt et robustesse de l'algorithme

L'algorithme EGO, ainsi que l'extension parallèle proposée, sont des algorithmes itératifs. Il faut donc définir un critère d'arrêt, de rupture de la boucle itérative.

2.4.1 Critère d'arrêt de l'algorithme EGO

Plusieurs choix sont envisageables. Jones [Jon98] propose d'arrêter l'algorithme EGO lorsque le point extrait présente un critère *EI* inférieur à 1%. Ce critère d'arrêt est intéressant à double titre. L'*EI* inférieur à 1% indique que la probabilité de trouver une meilleure solution est très faible, on peut donc considérer que la solution obtenue est une bonne solution du problème d'optimisation.

Le critère sur la valeur de l'*EI* a cependant un défaut : il ne tient pas compte de la valeur de la fonction coût atteinte. Par exemple dans le cas de l'identification par analyse inverse, il est en général souhaitable d'atteindre une valeur cible de la fonction coût. Dans le cas de calculs très coûteux, il peut aussi être utile de fixer le nombre maximum d'évaluations du modèle direct, pour maîtriser le "coût" de l'optimisation.

On propose donc une gestion du critère d'arrêt incluant ces trois points, cette gestion est présentée Figure 2-11. Elle intègre dans un premier temps l'arrêt de l'algorithme si le nombre maximum de calculs du modèle direct ou la fonction coût cible est atteint. Dans un deuxième temps, si le point maître ajouté présente un *Expected Improvement* trop faible, ce point maître n'est pas ajouté. Il est remplacé par un point maître déterminé par rapport à un critère d'exploration pure. Ici on cherche à maximiser $\hat{\sigma}(x)$. Cette substitution de point maître permet de maintenir la stabilité de l'opérateur de krigeage.

En effet quand l'*EI* devient très faible, deux points maîtres, x et x' , peuvent être très proches, $l(x, x')$ tend vers 0 (équation 1.34). La valeur de la fonction de corrélation tend alors vers 1 (équation 1.33), la matrice de corrélation (équation 1.32) de ces deux points est alors une matrice contenant uniquement des 1. Elle devient alors non inversible, et l'opérateur de krigeage ne peut plus être construit (équation 1.35).

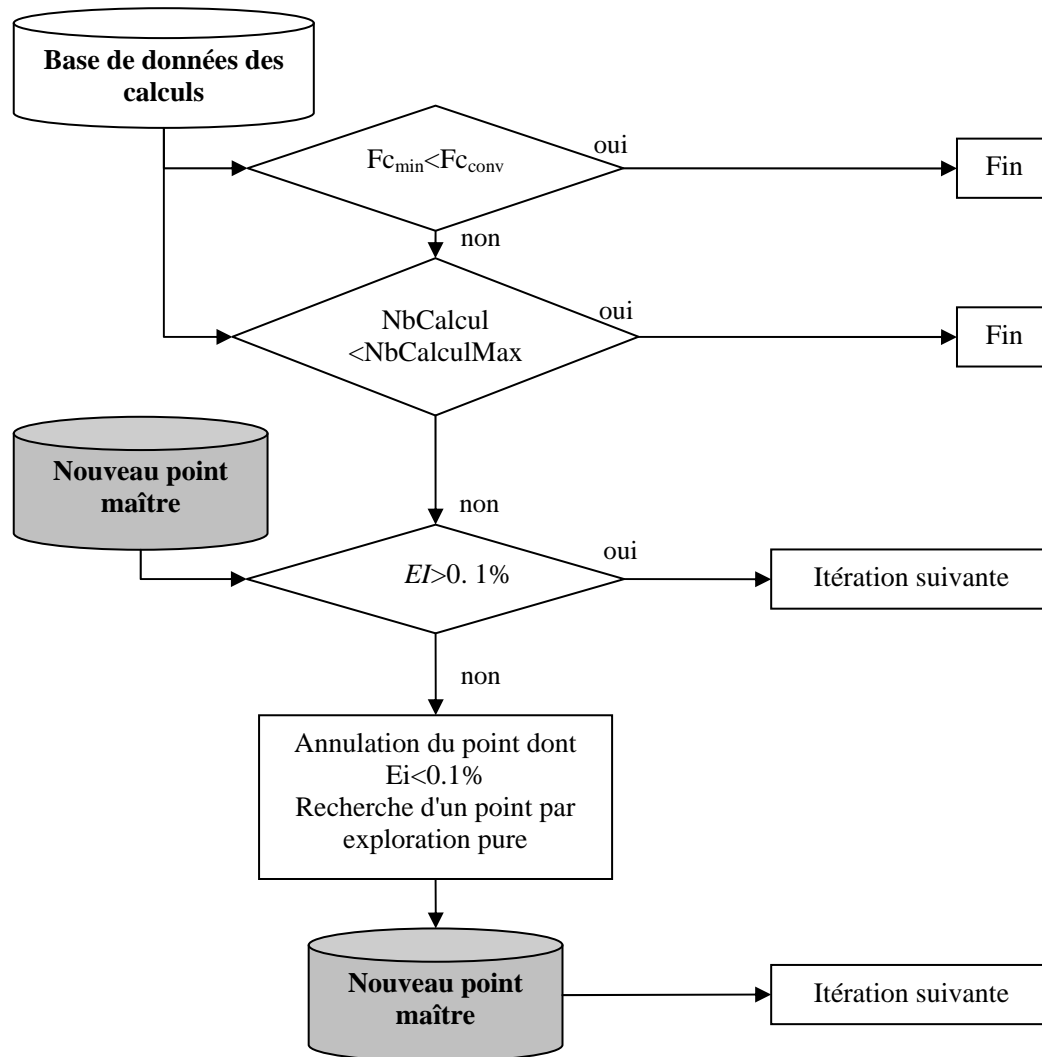


Figure 2-11 : Diagramme de gestion du critère d'arrêt

Ce critère, où l'on autorise la recherche de points par exploration pure, permet de limiter les risques de convergence prématurée vers un minimum local, convergence prématurée qui peut avoir lieu si la base de données initiale est trop pauvre.

2.4.2 Critère d'arrêt de l'algorithme EGO-parallèle / Gestion des sous-itérations

L'enrichissement virtuel, décrit Figure 2-10, présente une sous incrémentation où, à chaque sous-incrément, un point maître virtuel est ajouté en minimisant l' EI . Lors de l'ajout d'un grand nombre de points virtuels, le minimum de l' EI décroît fortement. On applique donc aussi à ce niveau la stratégie définie Figure 2-11. Les premiers points maîtres (ou la totalité) seront alors ajoutés en utilisant le critère EI si la valeur est suffisamment importante. Le cas échéant les derniers seront ajoutés en utilisant un critère d'exploration pure.

3 Validations et analyse des performances de la plateforme MOOPI

Les deux paragraphes précédents présentent la plateforme MOOPI, son architecture et son mode de fonctionnement. La dernière partie de ce chapitre a pour objectif de tester la plateforme dans un premier temps, puis de vérifier l'efficacité et l'apport du krigeage anisotrope et de l'extension parallèle. Pour analyser l'efficacité des propositions de l'extension parallèle des *speed tests* sont effectués. Ils permettent de comparer les différentes variantes de cette extension présentée dans la partie 3 du Chapitre 1.

Mais tout d'abord il est nécessaire de définir un ensemble de cas tests. La ligne directrice du développement de la plateforme MOOPI est de limiter le nombre d'évaluations de la fonction coût, car ces évaluations sont gourmandes en temps de calcul. Pour cette phase de validation et d'analyse des performances il n'est cependant pas indispensable de travailler avec des fonctions coût de ce type. Le formalisme "boite noire" permet de remplacer l'appel du logiciel de calcul par une simple fonction analytique. Le calcul de cette fonction est rapide, et de nombreux tests peuvent alors être réalisés pour des configurations où les minima sont connus.

3.1 Définition de fonctions coût de référence

On propose ici de définir des fonctions coût de référence. Elles sont choisies de manière à être représentatives des problèmes d'optimisation rencontrés, notamment ceux liés à l'identification de paramètres matériaux par analyse inverse (multi-extrema et mauvais conditionnement).

3.1.1 Fonction de Branin-Hoo : capacité d'exploration de l'algorithme

$$\begin{cases} f(x, y) = \left(y - \frac{5.1}{4\pi^2} x^2 + \frac{5}{\pi} x - 6 \right)^2 + 10 \left(1 - \frac{1}{8\pi} \right) \cos(x) + 10 + 0.5x \\ (x, y) \in [-5, 10] \times [0, 15] \end{cases} \quad (2.1)$$

La fonction de Branin-Hoo (équation (2.1)) [Hua06] est une fonction à deux dimensions. Elle présente 2 minima locaux, respectivement en (3.14, 2.27) et en (9.42, 2.47); et un minimum global en (-3.14, 12.27). La valeur de la fonction dans ce minimum est de -1.17. L'allure de cette fonction est présentée Figure 2-12. Cette fonction est multi-extrema, elle permet donc de tester la capacité des méthodes d'optimisation à trouver l'optimum global du problème. La capacité d'exploration est donc particulièrement testée ici.

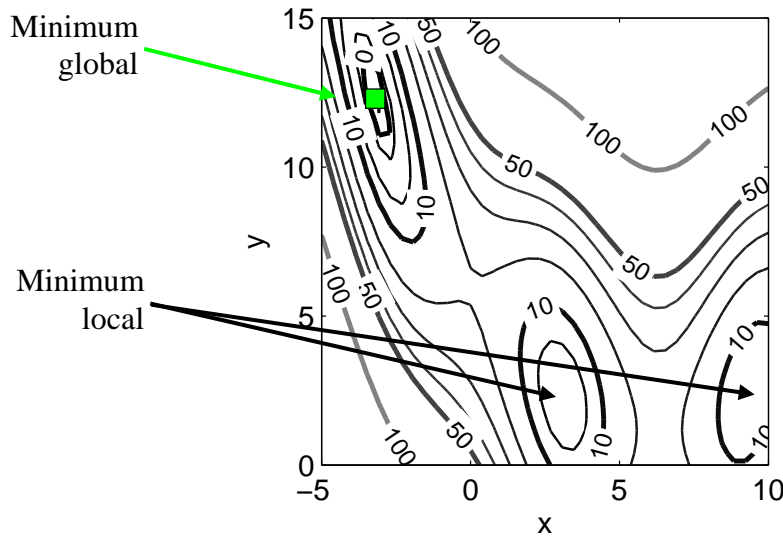


Figure 2-12 : Iso valeurs de la fonction de Branin-Hoo

3.1.2 Fonction de Rosenbrock : capacité d'exploitation de l'algorithme

$$\begin{cases} f(x) = \alpha \sum_{i=1}^{n/2} \left[(1 - x_{2i})^2 + (x_{2i+1} - x_{2i}^2)^2 \right] \\ x \in [-0.2, 2]^n \end{cases} \quad (2.2)$$

La fonction de Rosenbrock (équation(2.2)) [Dix94] présente un minimum en $x_{i \in [1,d]} = 1$, la fonction vaut 0 en ce point. α est un coefficient fixé à 0.1 pour cette étude. La formulation de la fonction proposée ici est de dimension paire. Cette fonction est fréquemment utilisée comme test des méthodes d'optimisation, car elle présente un problème difficile à résoudre : la fonction est mal conditionnée. En effet, sur la représentation en 2 dimensions de la fonction de Rosenbrock (Figure 2-13), on peut observer des zones assez nettes où le gradient est très fortement dépendant de la direction de l'espace. Ce type de fonction permet de tester la capacité de la méthode d'optimisation à affiner un optimum déjà détecté, c'est-à-dire la capacité d'exploitation de la méthode. Cette fonction sera exploitée en 2 et 4 dimensions.

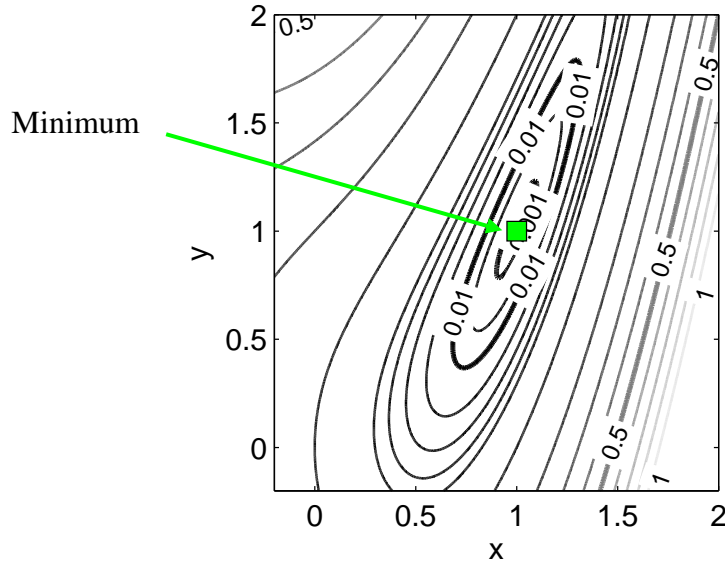


Figure 2-13 : Iso valeurs de la fonction de Rosenbrock 2D

3.1.3 Fonction de Hartmann : capacité d'exploitation et d'exploration 3D/6D de l'algorithme

a) Fonction de Hartmann 3D [Hed10]

$$H_{3,4} = -\sum_{i=1}^4 \alpha_i \exp \left[-\sum_{j=1}^3 A_{ij} (x_j - P_{ij})^2 \right] + 3.86278, \quad (2.3)$$

$$\alpha = \begin{bmatrix} 1 \\ 1.2 \\ 3 \\ 3.2 \end{bmatrix}, A = \begin{bmatrix} 3 & 10 & 30 \\ 0.1 & 10 & 35 \\ 3 & 10 & 30 \\ 0.1 & 10 & 35 \end{bmatrix}, P = 10^{-4} \begin{bmatrix} 6890 & 1170 & 2673 \\ 4699 & 4387 & 7470 \\ 1091 & 8732 & 5547 \\ 381 & 5743 & 8828 \end{bmatrix}$$

Le fonction de Hartmann 3D est définie pour $0 < x_{i=1,2,3} < 1$. Cette fonction présente 4 minima locaux et un minimum global situé en $x = (0.11, 0.55, 0.85)$ et valant 0. Une illustration de cette fonction est proposée Figure 2-14 (seulement 2 minima apparaissent sur cette vue).

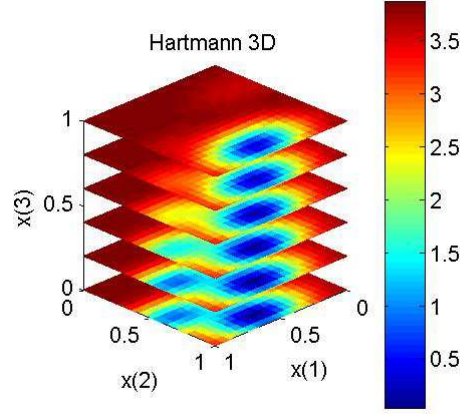


Figure 2-14 : Fonction de Hartmann 3D

b) Fonction de Hartmann 6D [Hed10]

$$H_{6,4} = -\sum_{i=1}^4 \alpha_i \exp \left[-\sum_{j=1}^6 A_{ij} (x_j - P_{ij})^2 \right] + 3.32237, \quad (2.4)$$

$$\alpha = \begin{bmatrix} 1 \\ 1.2 \\ 3 \\ 3.2 \end{bmatrix}, A = \begin{bmatrix} 10 & 3 & 17 & 3.05 & 1.7 & 8 \\ 0.05 & 10 & 17 & 0.1 & 8 & 14 \\ 3 & 3.5 & 1.7 & 10 & 17 & 8 \\ 17 & 8 & 0.5 & 10 & 0.1 & 14 \end{bmatrix},$$

$$P = 10^{-4} \begin{bmatrix} 1312 & 1696 & 5569 & 124 & 8283 & 5886 \\ 2329 & 4135 & 8307 & 3736 & 1004 & 9991 \\ 2348 & 1451 & 3522 & 2883 & 3047 & 6650 \\ 4047 & 8828 & 8732 & 5743 & 1091 & 381 \end{bmatrix}$$

La fonction de Hartmann 6D est définie pour $0 < x_{i=1..6} < 1$. Cette fonction présente 6 minima locaux et un minimum global situé en $x = (0.20, 0.15, 0.47, 0.27, 0.31, 0.65)$ et valant 0.

Les deux fonctions de Hartmann permettent de tester les deux aspects de la recherche pour des dimensions plus élevées : l'exploration (la fonction est multi extrema), et l'exploitation (le gradient proche de l'optimum est faible, ce mauvais conditionnement apparait sur la Figure 2-14).

3.2 Test de la plateforme MOOPI

Une première série de tests est réalisée afin de vérifier les fonctionnalités de la plateforme MOOPI.

La Figure 2-15 présente la recherche du minimum de la fonction de Branin-Hoo par la méthode BFGS. Pour cet exemple un minimum local est détecté en 6 itérations, soit 18 calculs de la fonction coût (1+2 pour l'évaluation de gradient par dérivation numérique à chaque itération). On voit ici apparaître l'une des limitations des méthodes à direction de descente : le résultat est dépendant du point de départ de la méthode (noté 1 sur la Figure 2-15) si la fonction présente plusieurs minima. Il est à noter que l'itération 4 est hors du domaine de recherche : la méthode BFGS implantée dans MOOPI est sans contrainte.

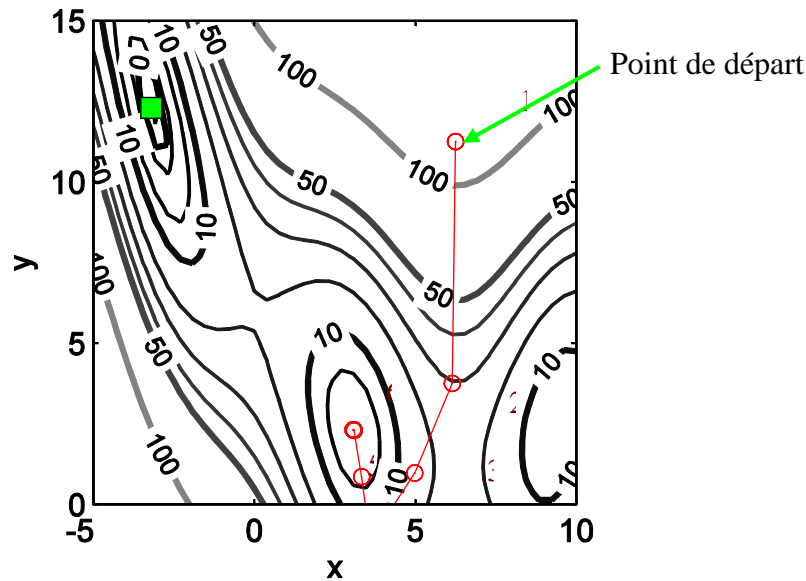


Figure 2-15 : Test de l'algorithme BFGS sur la fonction de Branin-Hoo (carré vert : minimum global, ronds rouges : itérations de la méthode BFGS)

La Figure 2-16 présente la recherche de la même fonction de Branin-Hoo à l'aide de l'algorithme EGO. Sur cette figure, sont représentés, le plan d'expériences initial (étoiles rouges) ainsi que les points ajoutés par la méthode EGO (ronds rouges). 20 calculs de la fonction sont réalisés. On voit ici que les deux minima locaux sont visités et que le minimum global est détecté.

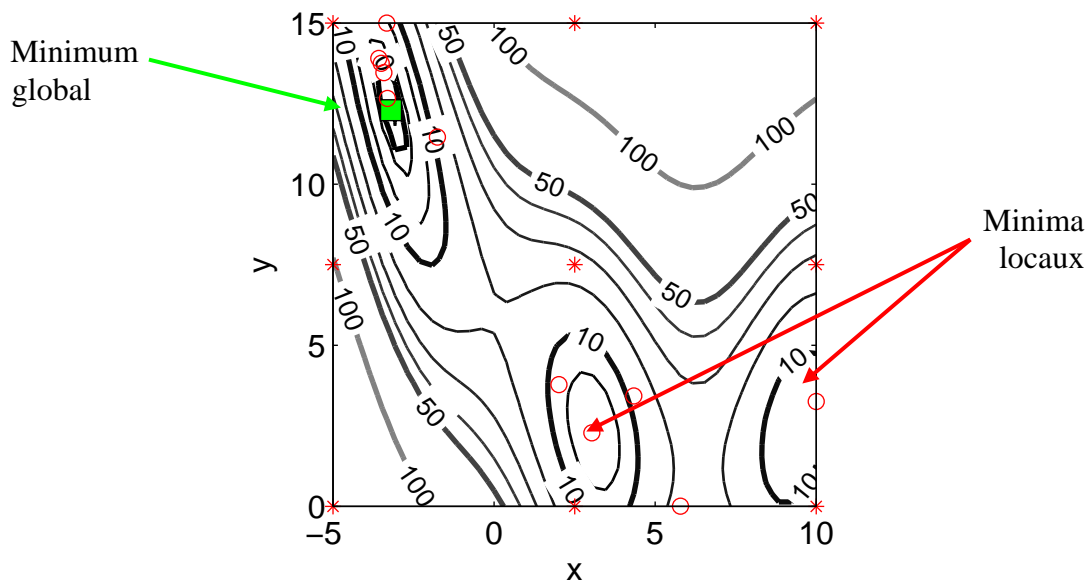


Figure 2-16 : Test de l'algorithme EGO sur la fonction de Branin-Hoo (carré vert : minimum global, étoiles rouges : points maîtres initiaux, ronds rouges : itérations de la méthode EGO)

Ces deux premiers tests montrent que la plateforme MOOPI répond à l'objectif général de résolution d'un problème de minimisation présentant plusieurs minima.

3.3 Apport du krigeage anisotrope

Le krigeage ordinaire, via la forme des fonctions de corrélation permet de construire un opérateur isotrope ou anisotrope (Chapitre 1, partie 2). Cette anisotropie permet de prendre en compte une éventuelle différence de sensibilité entre les variables d'optimisation, mais cet enrichissement de l'opérateur a un coût. En effet, la calibration de l'opérateur anisotrope fait appel à un problème d'optimisation annexe de dimension d (d étant la dimension du problème d'optimisation global), contre un problème monodimensionnel pour l'opérateur isotrope quelque soit la dimension du problème d'optimisation. Afin de vérifier l'intérêt de ce coût supplémentaire un test comparatif est mené entre l'opérateur isotrope de krigeage et l'opérateur anisotrope.

Le problème est considéré résolu lorsque la fonction objectif atteint sa valeur cible. Les résultats comparatifs pour trois problèmes sont présentés dans la Figure 2-17.

	Nombre d'itérations		Gain de l'anisotropie
	Isotrope	Anisotrope	
Branin-Hoo	27	23	14%
Rosenbrock - 2D	18	14	22%
Rosenbrock - 4D	71	54	24%
Hartmann - 3D	52	37	28%
Hartmann - 6D	54	40	26%

Figure 2-17 : Apport du krigeage anisotrope

Les 4 tests montrent un apport significatif du krigeage anisotrope : 14 à 28% de gain en termes d'itérations suivant les cas. Ceci signifie que le critère d'arrêt est atteint en réalisant 14 à 28% d'appel à la fonction coût de moins.

L'utilisation du krigeage anisotrope est donc intéressante. Il est cependant à noter que le temps dédié à la calibration de l'opérateur de krigeage dans le cas anisotrope est plus grand. Afin d'évaluer ce sur-coût une mesure de temps de cette opération a été effectuée avec la fonction de Hartmann 6D pour différentes tailles de base de données. Les résultats sont présentés Figure 2-18. La calibration de l'opérateur anisotrope est effectivement plus coûteuse, le rapport relatif est grand (facteur allant de 2 à 10 suivant la taille de la base de données).

Mais ce coût supplémentaire pour calibrer l'opérateur anisotrope n'est pas significatif devant le temps alloué à l'évaluation de la fonction coût.

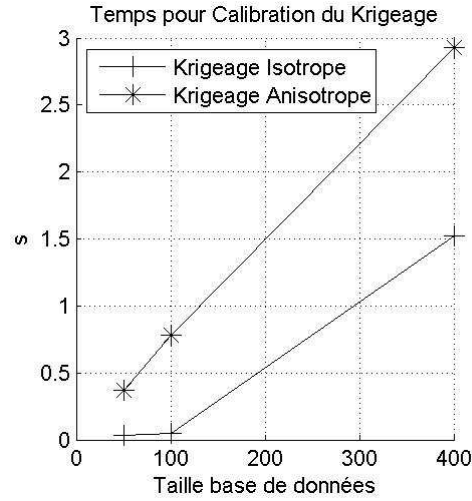


Figure 2-18 : Temps consacré à la calibration de l'opérateur de krigeage - comparaison krigeage isotrope et anisotrope

3.4 Apport de l'extension parallèle de l'algorithme EGO

Le test précédent a montré l'intérêt du krigeage anisotrope pour limiter le nombre d'évaluations de la fonction coût. L'autre piste investiguée pour limiter ce nombre de calculs, est de proposer une version parallèle de l'algorithme EGO. L'algorithme a été décrit au Chapitre 1 - Partie 3. On propose ici de réaliser un test de performance des différentes options disponibles. On s'intéressera à l'impact de la valeur donnée aux points maîtres virtuels sur la vitesse de convergence.

3.4.1 Méthodologie du test

Afin de tester l'efficacité de ces différentes options on propose de réaliser un test de speed-up. Le test de speed-up réalisé ici est directement inspiré des méthodes utilisées pour évaluer l'efficacité des algorithmes parallèles.

Le speed-up S_p d'un algorithme est défini, dans le cadre de l'algorithmique parallèle, de la manière suivante :

$$S_p = \frac{T_s}{T_p} \quad (2.5)$$

T_s est le temps d'exécution de l'algorithme en programmation séquentielle et T_p le temps en programmation parallèle pour un nombre de processeurs p . Un algorithme parfaitement parallélisé a un speed-up égal au nombre de processeurs p , c'est-à-dire qu'un algorithme va p fois plus vite s'il est lancé sur p processeurs.

Dans notre cadre de travail l'unité de référence n'est pas directement le temps d'exécution, mais le nombre d'évaluations de la fonction coût. On définit alors le speed-up comme le rapport entre le nombre d'itérations séquentielles (dans ce cas à chaque itération correspond un calcul de fonction coût), et le nombre d'itérations parallèles (dans ce cas à chaque itération correspond p calculs de la fonction coût). Ces p calculs de la fonction coût sont réalisés simultanément comme l'illustre la Figure 2-19. Pour le cas de cette illustration $T_s = 5$, $T_p = 3$, le speed-up est donc $S_p = 5/3$.

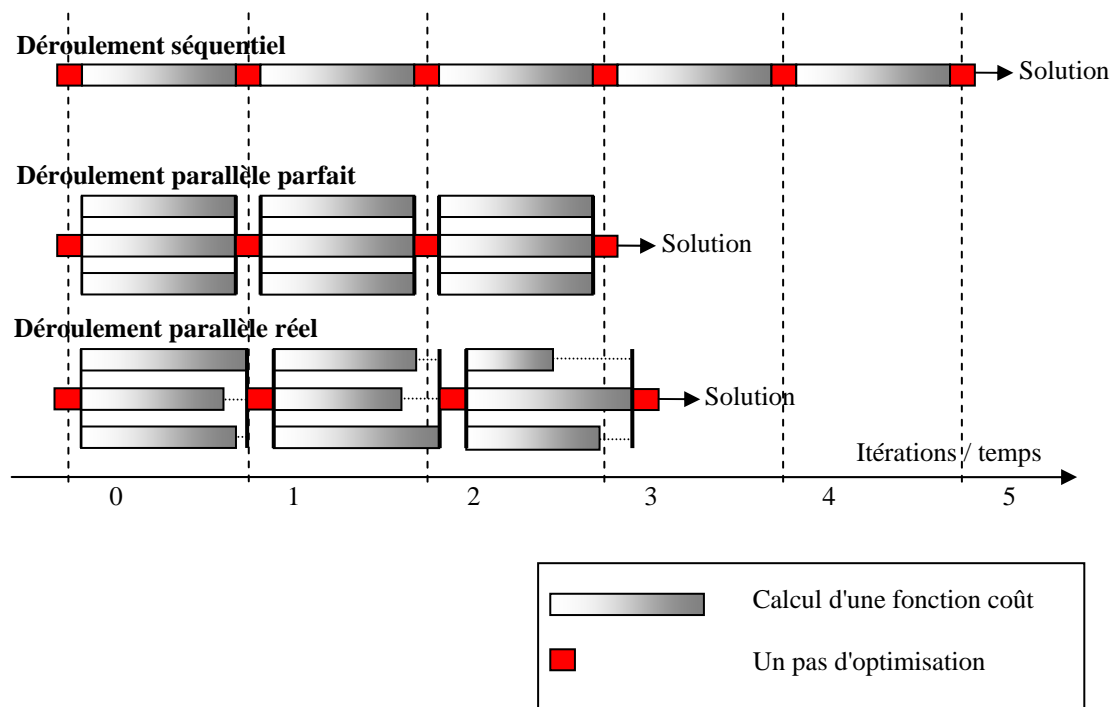


Figure 2-19 : Illustration du déroulement séquentiel / parallèle de la procédure d'optimisation

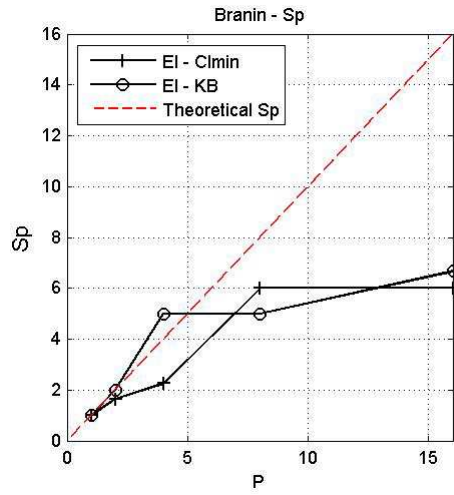
Remarque : La méthode de calcul du speed-up fait l'hypothèse que tous les calculs de la fonction coût ont la même durée (Figure 2-19, déroulement parallèle parfait). Or lorsque le calcul de la fonction coût fait appel à un calcul éléments finis, les temps d'exécution peuvent être variables le speed-up réel sera alors moins bon (Figure 2-19, déroulement parallèle réel).

Ces tests de speed-up sont réalisés sur les fonctions coût tests de référence. Le speed-up est calculé pour p appartenant à la plage $\{1, 2, 4, 8, 16\}$.

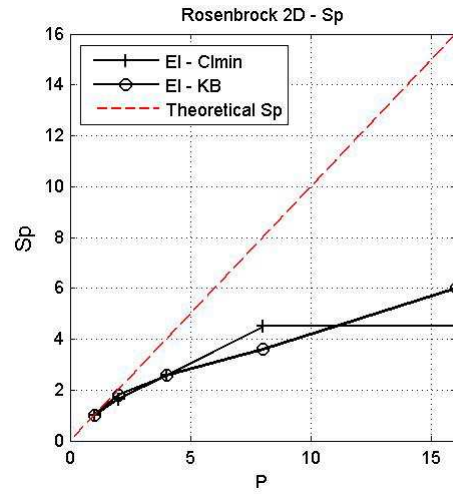
3.4.2 Résultats

Les résultats présentés montrent une étude comparative entre deux types d'enrichissement virtuel de la base de données. Le premier nommé *Kriging Believer* (KB) et le second *Constant Liar* avec comme valeur constante le minimum des valeurs des points maîtres (CL-min). Ces deux types d'enrichissement virtuels sont définis au Chapitre 1, dans la Partie 4.3.

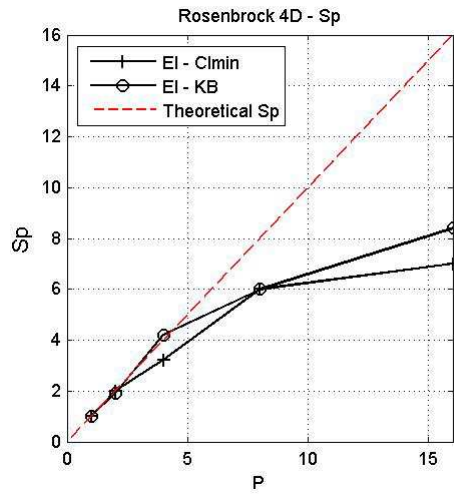
Les résultats des fonctions testées sont donnés en Figure 2-20. En pointillé rouge est représenté le speed-up théorique $S_p = p$, en trait plein croix noire le speed-up avec enrichissement CL-min et en trait plein cercle noir le speed-up avec enrichissement KB.



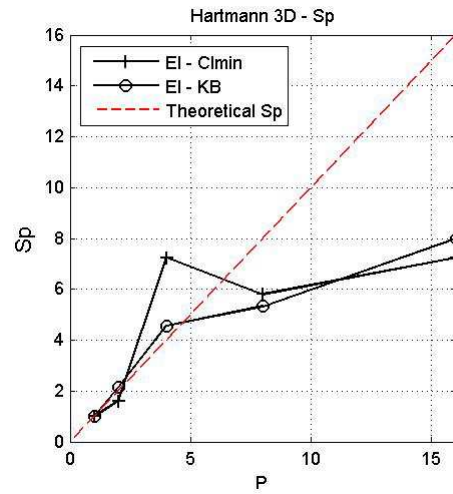
(a)



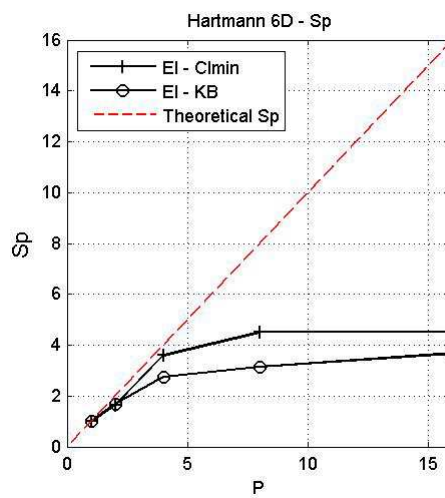
(b)



(c)



(d)



(e)

Figure 2-20 : Tests de speed-up a) Fonction de Brannin-Hoo, b) Fonction de Rosenbrock 2D, c) Fonction de Rosenbrock 4D , d) Fonction de Hartmann3D , e) Fonction de Hartmann6D

Les speed-up obtenus sont toujours supérieurs à 1 et croissants. L'augmentation du nombre de processeurs est donc toujours bénéfique pour la vitesse de convergence de l'algorithme.

Ces tests font apparaître l'intérêt d'exploiter ce type de méthode pour limiter le temps nécessaire pour aboutir à la convergence de la méthode. Il est cependant inutile d'augmenter de manière démesurée le nombre de processus parallèles. Une valeur plafond du speed-up semble apparaître sur certains cas (Figure 2-20 a b et b).

Les accélérations les plus significatives sont observées pour des valeurs de p faibles. En effet, l'augmentation du nombre de processeurs apporte une faible accélération lorsque p passe de 8 à 16 (Figure 2-20 a et e). Ce plafonnement de l'accélération s'explique par le fait que les points ajoutés sont construits sur la base d'un ensemble de points maîtres contenant un grand nombre de points virtuels dont la valeur n'est qu'approximée.

Les tests sur la fonction de Branin-Hoo (Figure 2-20 a) et Hartmann3D (Figure 2-20 d) montrent des speed-up supérieurs à 1. C'est-à-dire que la solution du problème est atteinte en moins d'évaluations de la fonction coût par la méthode parallèle que par la méthode séquentielle ($T_s > T_p$, dans l'équation(2.5)). Ces deux fonctions étant des problèmes de multi-extrema, il semble donc raisonnable de conclure que la méthode de parallélisation améliore la capacité d'exploration de l'algorithme séquentiel.

Tous les tests menés font un comparatif entre l'enrichissement de type KB et CL-min. Les speed-up obtenus sont comparables pour les deux méthodes sur l'ensemble des fonctions, notamment pour des faibles valeurs de p . Il semble cependant que pour des grandes valeurs de p l'enrichissement KB soit moins sujet au plafonnement du speed-up.

3.5 Comparaison des performances avec l'algorithme SE-Meta

Une dernière campagne de tests a été menée pour confronter l'algorithme proposé ici à un autre algorithme utilisé dans le cadre de l'optimisation du forgeage [Do06]. Cet algorithme de minimisation est disponible dans l'environnement Forge2009, et se nomme SE-Meta.

L'algorithme SE-Meta a été développé par Emmerich et al. [Emm06]. Il est basé sur un algorithme de minimisation par stratégie d'évolution de type $(\lambda + \mu)$ élitiste, assisté par un métamodèle par krigeage (Figure 2-9). Les principaux paramètres à calibrer sont donc ceux classiquement liés à la minimisation par stratégie d'évolution (taille de la population, nombre d'enfants, paramètres de mutation et de croisement) ainsi que le taux d'enfants évalués de manière exacte et celui évalué de manière approximative via le métamodèle. A chaque itération, itérations qui correspondent aux générations de l'algorithme par stratégie d'évolution, une proportion déterminée des individus est évaluée de manière exacte en faisant appel au calcul EF. L'autre partie de la population est évaluée de manière approchée par l'opérateur de krigeage.

La comparaison d'algorithmes de minimisation est un exercice périlleux. En effet, les conclusions tirées de ce type de tests sont toujours liées au réglage de chacune des méthodes et au type de problème résolu. Un algorithme peut être plus efficace sur un type de problème, et moins sur un autre, ceci a été énoncé sous la forme du "*No free lunch theorem*" [Wol97].

Pour ce test on utilise donc le réglage standard de SE-Meta proposé dans Forge2009®. Ce réglage standard a été défini pour rendre l'algorithme robuste pour différents problèmes industriels. L'algorithme EGO-p est quant à lui utilisé avec l'opérateur de krigeage anisotrope et l'enrichissement virtuel *Kriging Believer*.

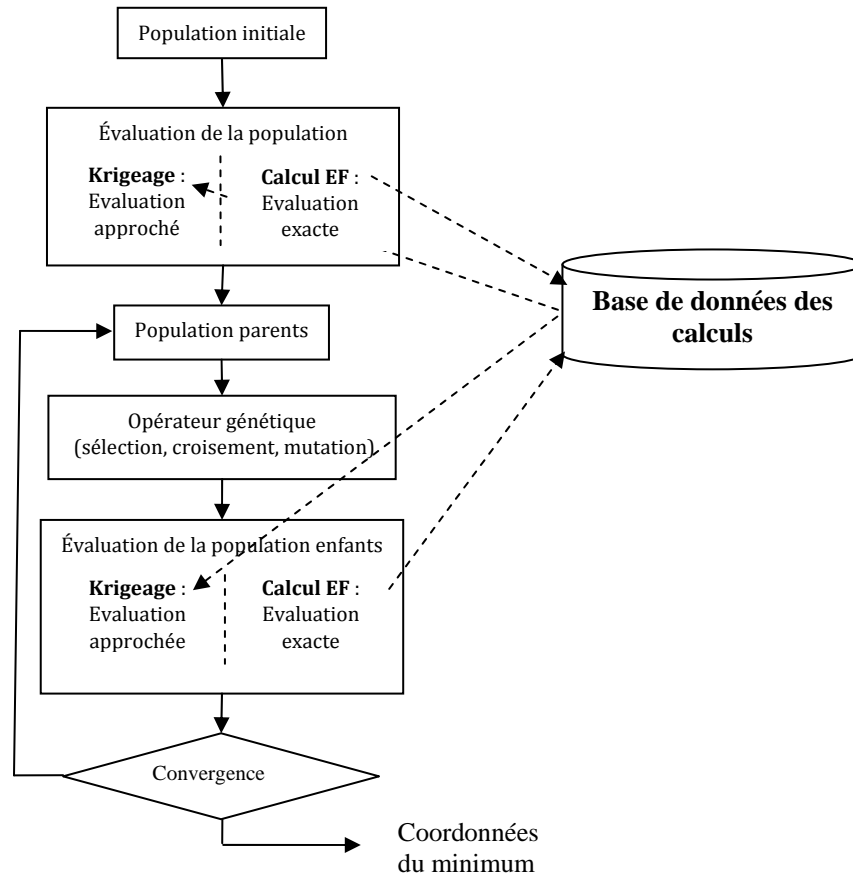
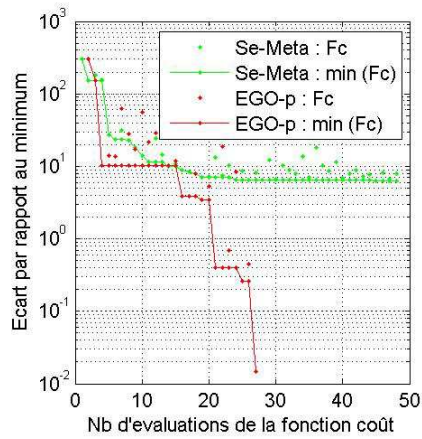


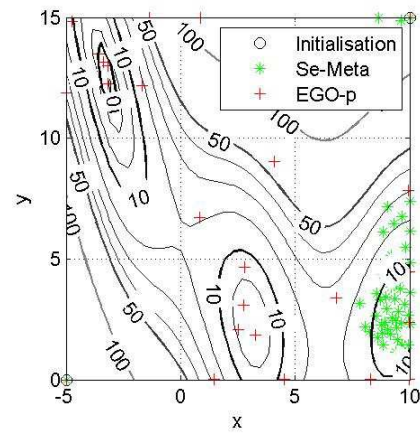
Figure 2-21 : Organigramme de l'algorithme SE-Meta

3.5.1 Tests sur la fonction de Branin-Hoo

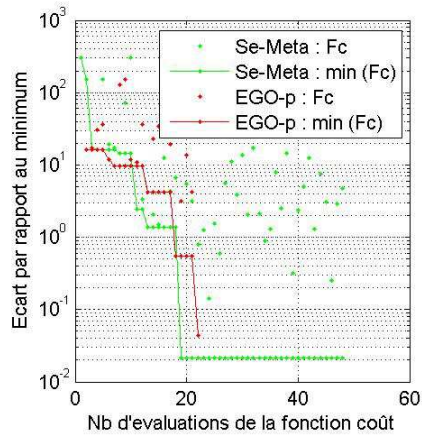
Les tests comparatifs menés sur la fonction de Branin-Hoo en considérant 1 calcul exact de la fonction coût par itération, par génération pour SE-Meta (Figure 2-22), mettent en évidence l'insensibilité de l'algorithme EGO-p à la taille de la base de donnée initiale. SE-Meta est quant à lui très sensible à cette initialisation. Suivant la base initiale utilisée l'algorithme SE-Meta converge vers un minimum local (Figure 2-22 b et f) ou le minimum global (Figure 2-22d). Quand la base de données initiale permet une convergence de SE-Meta vers le minimum global (Figure 2-22d), celle-ci est plus rapide que celle obtenue avec EGO-p (Figure 2-22c). Il est cependant très important de noter que SE-Meta n'explore pas du tout les minima locaux présents dans le domaine de recherche (Figure 2-22d). Ce test montre donc qu'avec cette paramétrisation, l'algorithme SE-Meta ne peut pas être qualifié d'algorithme global.



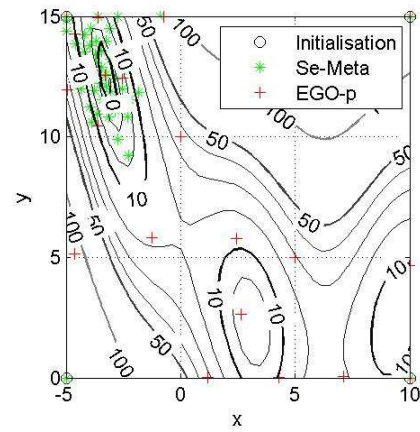
(a) base de données initiale de 2 points - convergence



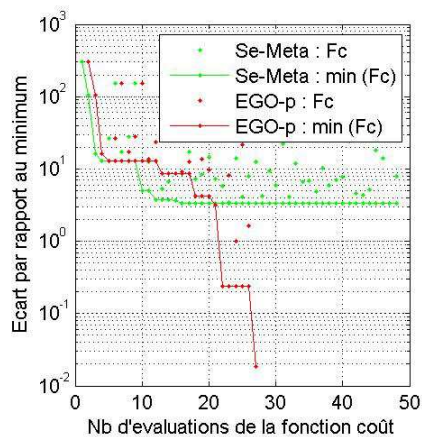
(b) base de données initiale de 2 points (ronds noirs) - répartition des points testés



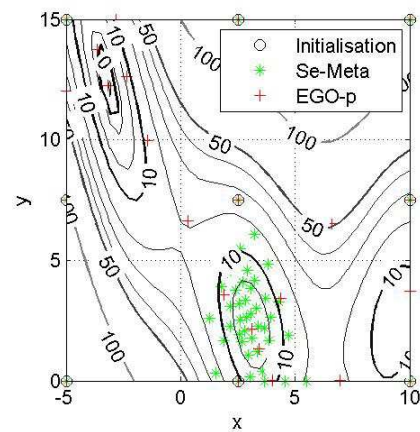
(c) base de données initiale de 4 points - convergence



(d) base de données initiale de 4 points (ronds noirs) - répartition des points testés



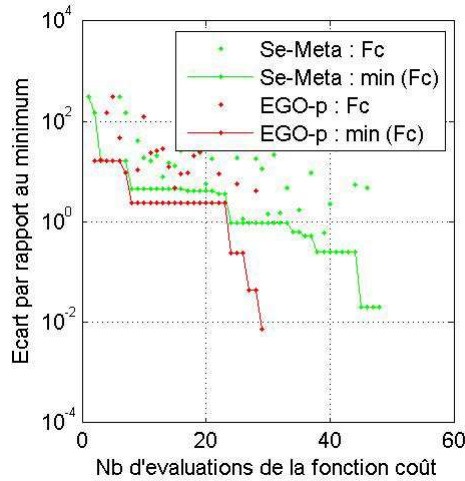
(e) base de données initiale de 9 points - convergence



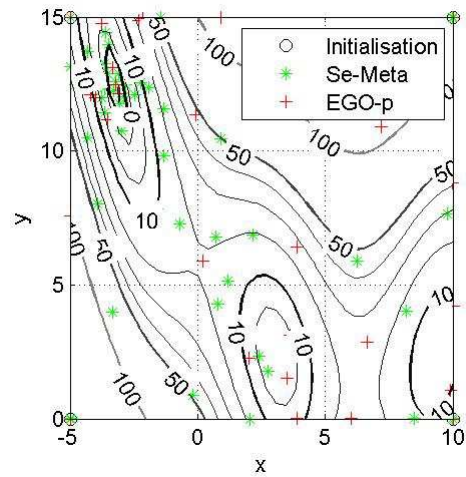
(f) base de données initiale de 9 points (ronds noirs) - répartition des points testés

Figure 2-22 : Comparaison EGO-p / SE-Meta sur la fonction de Branin-Hoo - 1 calcul à chaque itération

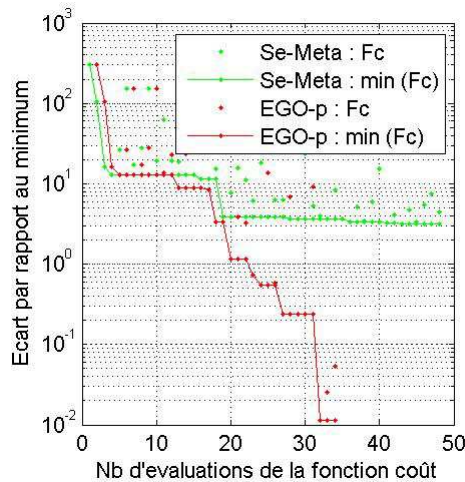
Les tests menés dans les mêmes conditions, en considérant 4 calculs exactes de la fonction coût par itération ou par génération pour SE-Meta (Figure 2-23) mènent à la même conclusion de forte dépendance de l'algorithme SE-Meta à la base de données initiale. Il est tout de même à noter que l'utilisation de 4 calculs de la fonction par itération, pour SE-Meta, permet une meilleure exploration de l'espace de recherche (Figure 2-23 b et d) sans pour autant assurer la détection du minimum global.



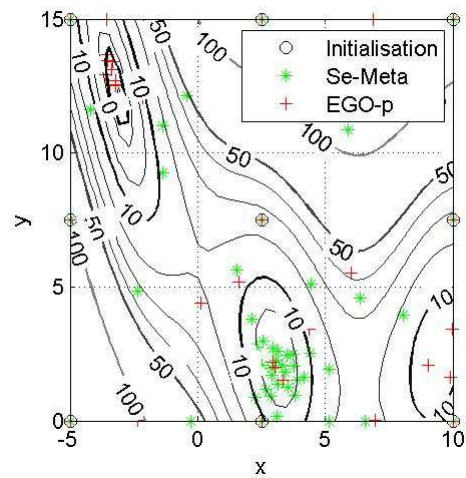
(a) base de données initiale de 4 points - convergence



(b) base de données initiale de 4 points - répartition des points testés



(c) base de données initiale de 9 points - convergence



(d) base de données initiale de 9 points - répartition des points testés

Figure 2-23 : Comparaison EGO-p / SE-Meta sur la fonction de Branin-Hoo - 4 calculs à chaque itération

L'utilisation de 8 calculs par itération de l'algorithme SE-Meta permet de mieux assurer l'aspect global de la recherche, tout en proposant une convergence plus rapide que l'algorithme EGO-p (Figure 2-24).

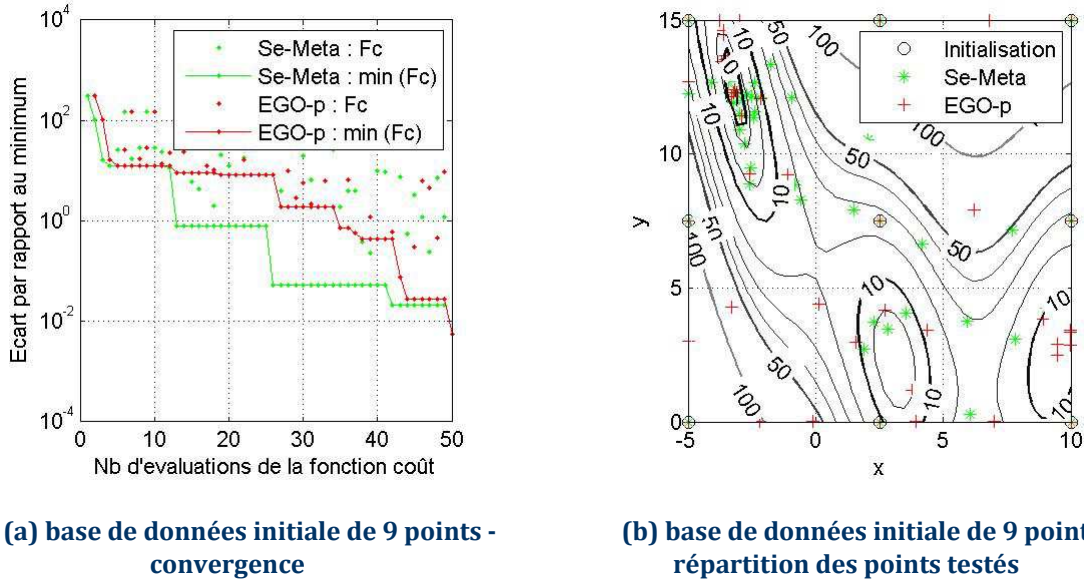


Figure 2-24 : Comparaison EGO-p / SE-Meta sur la fonction de Branin-Hoo - 8 calculs à chaque itération

Pour assurer un bon comportement de SE-Meta (sur ce problème), il faut donc évaluer 8 individus de manière exacte à chaque génération. La fonction coût de ces 8 points peut alors être évaluée de manière simultanée.

Pour les tests suivants, on se place donc dans cette configuration, qui est la seule assurant la résolution du problème d'optimisation : à chaque génération de SE-Meta, 8 calculs exacts de la fonction doivent être effectués.

Pour évaluer les performances on définit le temps apparent pour résoudre le problème de minimisation, où p est le nombre de processeurs utilisés :

$$t^* = \frac{nb\text{Calcul}}{p} \quad (\text{eq. 2.6})$$

Si on dispose uniquement d'une machine monoprocesseur, l'algorithme EGO-p est deux fois plus rapide que SE-Meta (Figure 2-25a). En effet pour assurer le bon comportement de SE-Meta, les 40 calculs (sélectionnés 8 par 8) nécessaires sont lancés de manière totalement séquentielle. Alors que EGO-p (avec $p=1$) ne nécessite que 19 calculs pour converger (calcul sélection 1 par 1).

Si l'on dispose de la puissance pour évaluer 4 calculs simultanément alors les performances de EGO-p (avec $p=4$) sont 1.5 fois supérieures à SE-Meta (Figure 2-25b).

Si, en revanche, on dispose de la puissance de calcul pour évaluer ces 8 fonctions coût simultanément alors les performances des deux algorithmes sont comparables en termes de vitesse de convergence et de globalité de la recherche (Figure 2-25c).

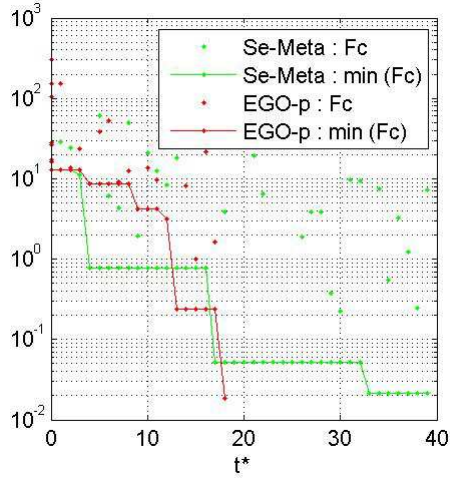
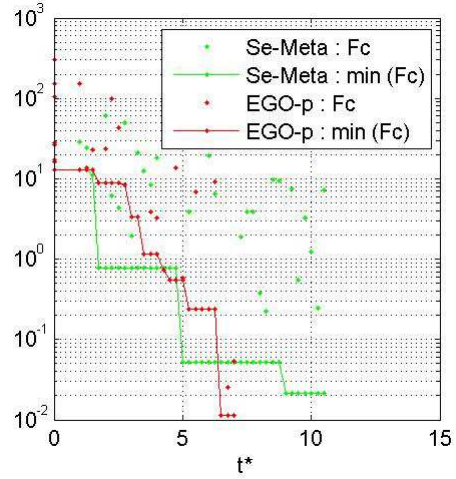
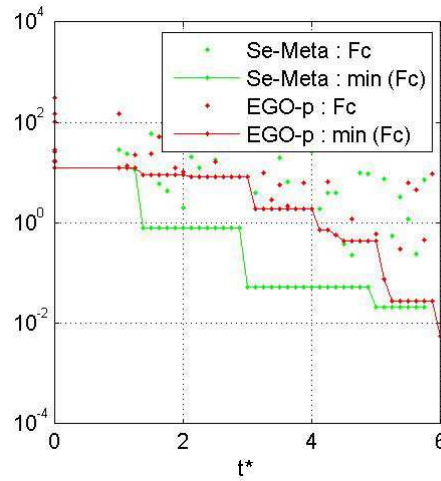
(a) $p=1$ calcul - convergence(b) $p=4$ calculs - convergence(c) $p=8$ calculs - convergence

Figure 2-25 : Comparaisons de la vitesse de convergence rapportée au temps apparent t^* de calcul sur la fonction de Branin-Hoo

3.5.2 Tests sur la fonction de Hartmann 6D

Afin de comparer les deux algorithmes pour des problèmes de dimension plus élevée, le même type de test est réalisé sur la fonction de Hartmann 6D. Pour ce test, SE-Meta évalue 12 individus de manière exacte par génération, EGO-p est utilisé avec $p=12$. L'initialisation est faite sur 12 points maîtres.

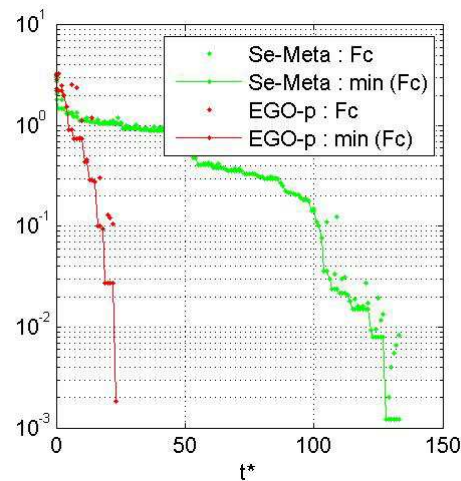


Figure 2-26 : Comparaisons de la vitesse de convergence sur la fonction de Hartmann 6D

Là encore la résolution est plus rapide avec l'algorithme EGO-p. On peut tout de même noter la convergence de SE-Meta vers le minimum global.

3.6 Bilan des tests de la plateforme MOOPI

Les tests menés dans cette partie montrent la capacité de la plateforme MOOPI à résoudre un problème de minimisation avec différentes méthodes d'optimisation. A l'heure actuelle deux méthodes sont disponibles pour atteindre cet objectif : une méthode d'optimisation BFGS, et l'algorithme EGO-p.

Les tests réalisés sur l'algorithme EGO-p et ses différentes variantes ont montré l'intérêt du krigeage anisotrope pour accélérer la convergence (de 20 à 30% suivant les fonctions testées). L'évaluation du speed-up de la version parallèle de l'algorithme EGO-p a permis de mettre en évidence l'efficacité de la méthode. Les speed-up les plus intéressants sont observés pour un nombre de processeurs inférieur à 4 pour des problèmes d'optimisation à 2 ou 4 dimensions. De plus, les tests menés ne permettent pas de différencier significativement l'efficacité des méthodes d'enrichissement CL-min et KB. L'algorithme EGO-p, a montré son efficacité sur les problèmes testés. Cette efficacité observée peut être fortement affectée si la fonction coût minimisée est bruitée.

Hormis l'efficacité d'EGO-p, cet algorithme a l'intérêt d'avoir très peu de paramètres à régler suivant le type de problème traité (en opposition aux algorithmes basés sur des méthodes par stratégie d'évolution).

Les tests comparatifs menés entre EGO-p et SE-Meta, ont permis tout d'abord de montrer que les méthodes proposées ici sont tout à fait compétitives vis-à-vis d'algorithmes déjà bien établis. Ils ont permis de plus de montrer l'efficacité et l'intérêt de EGO-p notamment sur des cas où le nombre de calculs de la fonction coût en parallèle est réduit.

La conclusion majeure de ces tests reste la capacité d'accélération de la convergence observée sur toutes les fonctions tests avec EGO-p. Même si l'accélération est limitée, elle n'en reste pas moins très intéressante pour aboutir à la solution du problème d'optimisation en un temps réduit.

4 Conclusion

Dans ce chapitre ont été présentés, dans un premier temps, les développements réalisés pour la mise en place de la plateforme MOOPI. Le développement de la plateforme, et l'écriture des plus de 5000 lignes de code en C++, ont permis de répondre aux deux objectifs fixés au début de ce chapitre : la mise en place d'un outil d'optimisation dédié à l'exploitation de calculs éléments finis, ainsi que la mise en place d'un environnement capable d'intégrer des méthodes d'optimisation diverses et de gérer plusieurs logiciels de calcul scientifique. Contrairement à l'algorithme BFGS, l'algorithme EGO-p permet d'identifier le minimum global, ce qui nous sera très utile dans le cadre de l'identification de paramètres.

Dans un deuxième temps, l'algorithme d'optimisation EGO-p, présenté au Chapitre 1, a été testé. Le résultat majeur obtenu sur les fonctions tests est une accélération significative pour un nombre de processus parallèles de l'ordre du nombre de dimensions du problème d'optimisation. Cette accélération permet d'aboutir à la solution d'un problème d'optimisation plus rapidement. L'objectif principal étant de proposer un outil capable de réaliser une optimisation sur la base de calculs par éléments finis lourds en terme de temps calcul. De plus, l'un des points forts de la méthode EGO-p est le faible nombre de paramètres à calibrer pour effectuer l'optimisation.

La plateforme développée au cours de cette thèse est vouée à être enrichie. Les axes principaux d'enrichissement sont relatifs aux méthodes d'optimisation proposées. La structure a été pensée pour accueillir des méthodes d'optimisation plus avancées telles que les méthodes multi-objectifs, ainsi que des méthodes d'optimisation sous contraintes. L'algorithme EGO-p peut lui aussi faire l'objet d'extensions, en intégrant par exemple le traitement d'un bruit éventuel sur la fonction coût. Cette extension peut être envisagée en enrichissant le métamodèle par krigeage de l'effet dit de "pépité", qui permet d'associer à chaque point maître une incertitude sur sa valeur : le métamodèle n'est alors plus interpolant ([Kle09] [Bee03]).

Les développements présentés dans ce chapitre permettent de répondre à l'un des objectifs majeur de cette thèse. Objectifs qui étaient de développer un outil capable de répondre aux problématiques d'optimisation du projet MONA LISA mais aussi plus largement aux problématiques d'optimisation au sein du laboratoire ainsi que de capitaliser les différents développements réalisés.

Les chapitres suivants s'appuieront sur la plateforme MOOPI pour réaliser de l'optimisation d'assemblages mécaniques ainsi que l'identification de paramètres matériaux par analyse inverse. D'autres exemples d'application sont rassemblés en Annexe de ce manuscrit.

Chapitre 3

Optimisation numérique d'un point d'assemblage : application au procédé de clinchage

Le développement de la plateforme MOOPI, dédiée à l'optimisation et l'analyse inverse, nous permet d'aborder la modélisation et l'optimisation d'un point d'assemblage en prenant en compte l'impact de la phase de pose du point d'assemblage sur sa tenue mécanique. Le schéma général de cette optimisation est rappelé Figure 3-1.

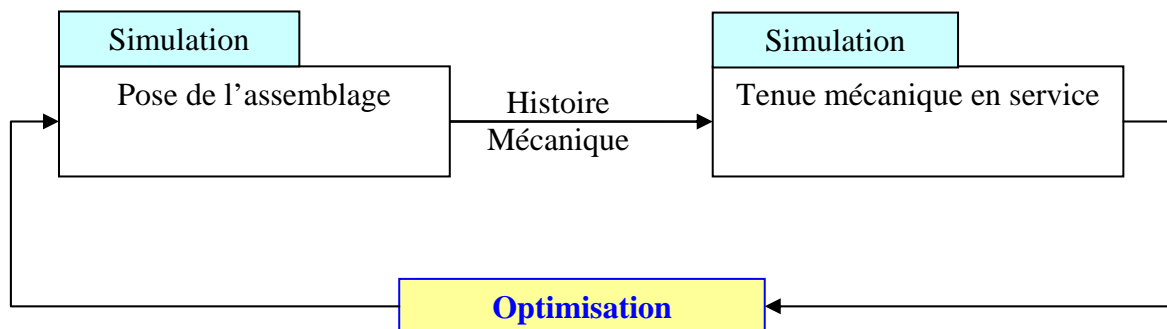


Figure 3-1 : Optimisation de la tenue mécanique des assemblages

On propose ici de réaliser la modélisation et l'optimisation d'un assemblage par clinchage. Notre choix s'est porté sur cette technologie car elle met en jeu de larges déformations plastiques, sujettes à l'apparition du phénomène d'endommagement ductile.

Le procédé de clinchage est un procédé mécanique d'assemblage par déformation plastique à froid. L'assemblage est formé par emboutissage simultané de deux tôles (ou plus) entre un poinçon et une matrice. La formation de l'assemblage est schématisée Figure 3-2.

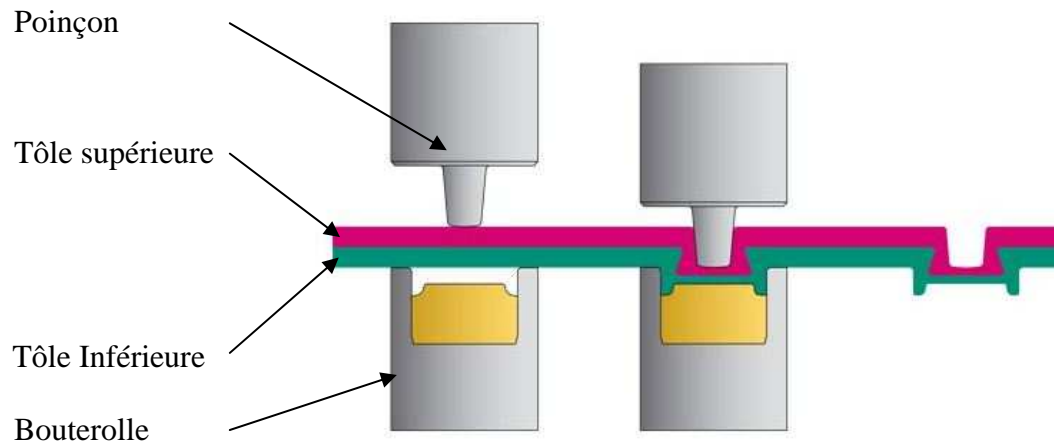


Figure 3-2 : Schéma du procédé de clinchage - Tox Pressotechnik [Tox11]

Les points forts de ce type d'assemblage sont multiples : la mise en œuvre est simple et économique, il n'y a pas de problèmes de compatibilité entre les matériaux comme c'est le cas pour le soudage par point. Ce type d'assemblage connaît une forte croissance dans le domaine de l'automobile. Mais son utilisation reste cependant limitée par manque de procédures standards et d'outils de dimensionnement [Jom07].

La modélisation numérique de ce procédé reste peu développée, comme indiqué dans la revue de littérature de He [He10] sur la modélisation éléments finis du clinchage. On peut tout de même citer les travaux de Hamel [Ham00] sur la modélisation de la pose et les travaux de Jomaâ [Jom07] sur la modélisation de la tenue mécanique tenant compte du passé thermomécanique issu de la mise en place de l'assemblage. Il existe cependant une bibliographie plus large sur la modélisation d'autres technologies d'assemblage. On peut par exemple citer les articles de Bouchard et al. [Bou08] et de Porcaro et al. [Pro06] sur le procédé de rivetage auto-poinçonneur ou encore l'article de Chen et al. [Che11] sur le procédé de rivetage.

Dans ce chapitre on présente tout d'abord la modélisation d'un assemblage par clinchage, incluant une validation de la modélisation de la phase de pose ainsi que de la tenue mécanique par rapport à des essais expérimentaux. Sur la base de cette modélisation validée, une analyse de sensibilité de la tenue mécanique par rapport aux paramètres du procédé est réalisée. Cette analyse de sensibilité permet ensuite de sélectionner les paramètres les plus influents et de réaliser l'optimisation de la tenue de l'assemblage vis-à-vis de ces paramètres influents, optimisation réalisée grâce à la plateforme MOOPI.

1 Préambule à la modélisation des procédés d'assemblage mécanique

L'objectif du chapitre est de proposer une méthodologie pour l'optimisation des procédés d'assemblage par déformation plastique. Ce préambule se focalise sur les modèles mécaniques utilisés, et plus particulièrement sur le modèle d'endommagement ductile de Lemaitre [Lem01] ainsi que sur la loi de comportement du matériau. On présentera tout d'abord les hypothèses de travail, notamment liées au choix du modèle élasto-plastique retenu. On abordera ensuite le modèle de Lemaitre en faisant référence aux travaux de thèse de R. El Khaoulani menés dans le cadre du projet MONA LISA [Kha10]. Nous serons alors en mesure de définir le modèle direct, capable de modéliser de manière fiable et prédictive les procédés d'assemblage mécanique par déformation plastique.

1.1 Comportement élasto-plastique

Le matériau étudié est supposé élasto-plastique, homogène et isotrope. Le critère de plasticité utilisé est celui de *von Mises* et un écrouissage isotrope est considéré.

Les équations constitutives de cette modélisation peuvent être résumées de la manière suivante :

- Décomposition en partie élastique (ε_e) et plastique (ε_p) du tenseur des déformations ε :

$$\varepsilon = \varepsilon_e + \varepsilon_{pl} \quad (3.1)$$

- Le comportement élastique :

$$\sigma = \lambda \operatorname{tr}(\varepsilon_e) I_d + 2\mu \varepsilon_e \quad (3.2)$$

où λ et μ sont les coefficients de Lamé, et I_d la matrice identité. Les relations entre les coefficients de Lamé et le module d'Young E et le coefficient de Poisson ν sont rappelées :

$$\mu = \frac{E}{2(1+\nu)}, \lambda = \frac{E\nu}{(1+\nu)(1-2\nu)} \quad (3.3)$$

- Le critère de plasticité de *von Mises* :

$$f(s, \bar{\varepsilon}) = \sqrt{\frac{3}{2} s : s} - \sigma_0(\bar{\varepsilon}) \quad (3.4)$$

où s est le déviateur du tenseur des contraintes σ , et $\bar{\varepsilon}$ la déformation équivalente.

- Loi d'écrouissage isotrope :

$$\sigma_0(\bar{\varepsilon}) = \sigma_y + K \bar{\varepsilon}^n \quad (3.5)$$

où σ_y est le seuil d'écrouissage exprimé en Pa, K la consistance exprimée en Pa et n l'exposant d'écrouissage.

1.2 Le modèle d'endommagement de Lemaitre

Avant de présenter le modèle d'endommagement ductile de Lemaitre, on présente brièvement la physique relative aux mécanismes d'endommagement ductile.

1.2.1 Mécanismes d'endommagement ductile

Au cours de grandes déformations plastiques, la dégradation du matériau, qui mène jusqu'à la rupture complète (macroscopique), se décompose en trois phases. Ces trois phases sont représentées Figure 3-3.

- *La germination* : sous l'influence du chargement, des défauts microscopiques et de l'aspect non homogène du matériau (inclusions, phases plus ou moins dures ...), des concentrations locales de contraintes apparaissent. Ces concentrations de contraintes font apparaître des micro-cavités. Dans le cas de la germination à partir d'inclusions, ces porosités apparaissent soit par rupture des inclusions, soit par décohésion entre la matrice et une inclusion. La germination est parfois désignée par l'anglicisme « nucléation ».
- *La croissance* : les micro-cavités voient leur taille augmenter sous l'effet du chargement. A ce stade le comportement macroscopique du matériau est modifié.
- *La coalescence* : lorsque les micro-cavités atteignent une taille critique, elles commencent à interagir les unes par rapport aux autres. Elles finissent par se rejoindre pour former des macro-défauts qui conduisent à l'apparition de fissures et à la rupture du matériau.

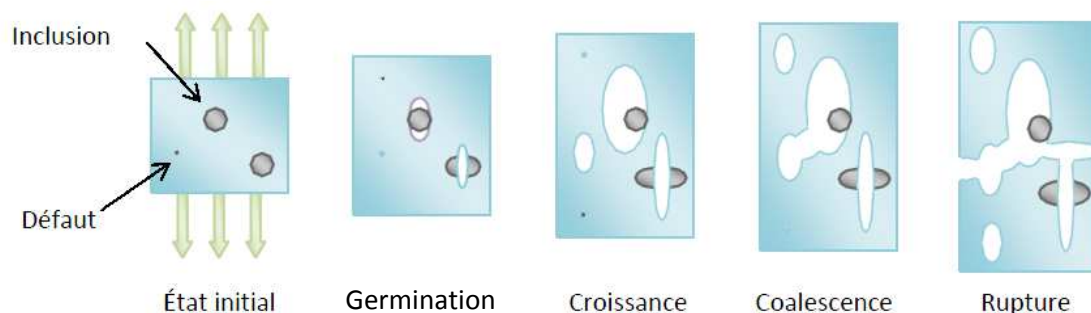


Figure 3-3 : Schématisation des phases de l'endommagement ductile - EVR [Fay08]

Ces trois phases sont identifiables sur une courbe de traction, elles sont représentées en Figure 3-4. Cette courbe illustre l'impact de l'apparition de ces cavités sur le comportement du matériau. Dès la phase de croissance (segment CD, Figure 3-4) la courbe présente un adoucissement dû à la croissance des micro-cavités. Cet adoucissement s'amplifie lors de la phase de coalescence (segment DE, Figure 3-4), la courbe force/déplacement s'écarte nettement de la courbe hypothétique ne prenant pas en compte cette évolution (segment CG pointillé, Figure 3-4).

Remarque : L'adoucissement progressif observé sur une courbe force/déplacement relative à un essai de traction (Figure 3-4) est dû à l'action conjointe de la croissance de l'endommagement et de la striction de l'éprouvette.

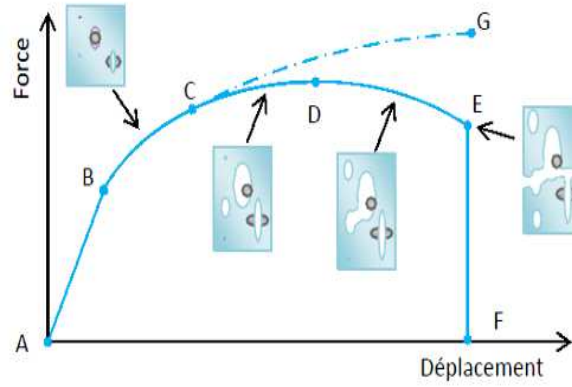


Figure 3-4 : Schématisation des phases de l'endommagement ductile - Essai de traction uniaxiale [Fay08]

Dans le cadre du projet MONA LISA, il a été choisi de travailler avec un modèle phénoménologique pour représenter ce phénomène. Ce type de modèle semble bien adapté au contexte industriel du projet et a déjà montré des résultats très satisfaisants dans des travaux précédents [Bou08, Bou10].

Dans ce type d'approche phénoménologique, le phénomène est modélisé par une variable d'endommagement macroscopique w qui peut être définie comme le rapport suivant :

$$w_{\vec{n}} = \frac{S - \tilde{S}}{S} = \frac{S_D}{S} \quad (3.6)$$

où S est la surface d'une section de normale \vec{n} de la matière (Elément de Volume Représentatif (EVR) Figure 3-5), \tilde{S} la surface de résistance effective de cette même section, c'est-à-dire l'aire totale S diminuée de l'aire des micro-cavités S_d . On fait le choix ici de travailler avec une variable d'endommagement isotrope, c'est-à-dire que $w_{\vec{n}} = w, \forall \vec{n}$. Cette variable d'endommagement w varie entre 0 quand le matériau est sain et 1 quand le matériau est totalement endommagé.

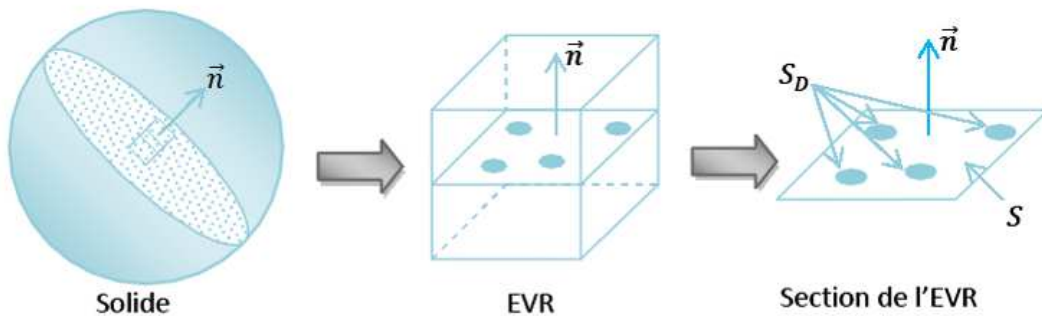


Figure 3-5 : Définition de la variable d'endommagement macroscopique [Fay08]

1.2.2 Loi d'évolution de l'endommagement

Le modèle de Lemaitre [Lem01] propose une loi d'évolution de cette variable d'endommagement, et la définition de la contrainte effective $\tilde{\sigma}$, qui permet de coupler la loi de comportement à l'endommagement. Cette contrainte effective représente la contrainte

appliquée, ramenée à la section qui résiste réellement aux efforts appliqués. Elle est définie de la manière suivante :

$$\tilde{\sigma} = \frac{\sigma}{(1-w)} \quad (3.7)$$

La contrainte effective fait apparaître la contrainte σ , qui est la contrainte dans le matériau dépourvu d'endommagement. Cette contrainte est issue, dans notre cas, de la résolution d'un problème mécanique élasto-plastique décrit précédemment.

La formulation de la loi d'évolution de l'endommagement présentée ici introduit plusieurs apports, tels que la limite de triaxialité en compression et la décomposition du tenseur des contraintes en parties positive et négative.

L'objet ici n'est pas de proposer une description détaillée du modèle d'endommagement ductile, mais simplement de donner les clés nécessaires pour la mise en place de la modélisation des assemblages mécaniques dans un premier temps puis dans un deuxième temps pour l'identification des paramètres du modèle. Pour plus de détails, le lecteur pourra se référer aux travaux de thèse de R. El Khaoulani [Kha10] menés en parallèle dans le cadre du projet MONA LISA, ainsi qu'aux travaux de L. Bourgeon [Bou10].

Cette formulation peut être résumée de la manière suivante :

$$\dot{w} = \begin{cases} \frac{\lambda_{pl}}{1-w} \left(-\frac{Y}{S_0} \right)^b & \text{si } 0 \leq T_x \quad \text{et} \quad \text{si } \bar{\epsilon} > \bar{\epsilon}_d \\ \frac{\lambda_{pl}}{1-hw} \left(-\frac{Y}{S_0} \right)^b & \text{si } -\frac{1}{3} \leq T_x < 0 \quad \text{et} \quad \text{si } \bar{\epsilon} > \bar{\epsilon}_d \\ 0 & \text{si } T_x \leq -\frac{1}{3} \quad \text{ou} \quad \text{si } \bar{\epsilon} \leq \bar{\epsilon}_d \\ \dot{w} = 0 \text{ et } w = 1 & \text{si } w \geq w_c \end{cases} \quad (3.8)$$

Plusieurs grandeurs apparaissent dans cette loi d'évolution :

- λ_{pl} est le multiplicateur plastique ;
- T_x est la triaxialité des contraintes :

$$T_x = \frac{-P}{\sigma_{eq}}, \text{ où } p \text{ représente la pression hydrostatique} \quad (3.9)$$

- h caractérise l'effet de refermeture des fissures en compression ($0 \leq h \leq 1$) ;
- $\bar{\epsilon}$ est la déformation équivalente ;
- w_c est le seuil d'endommagement critique ;
- $\bar{\epsilon}_d$ représente la déformation seuil de déclenchement de l'évolution de l'endommagement ;

b et S_0 sont deux paramètres du modèle caractérisant le matériau.

Y représente le taux de restitution d'énergie élastique :

$$Y = \frac{-1}{2E(1-w)^2} \left[(1+\nu) \sigma_+ : \sigma_+ - \nu \langle \text{tr}(\sigma) \rangle^2 \right] - \frac{h}{2E(1-w)^2} \left[(1+\nu) \sigma_- : \sigma_- - \nu \langle \text{tr}(\sigma) \rangle^2 \right] \quad (3.10)$$

Ce taux de restitution d'énergie élastique fait apparaître la décomposition du tenseur des contraintes en parties positive σ_+ et négative σ_- , ainsi que le module d'Young E et le coefficient de Poisson ν de la loi d'élasticité. L'opérateur $\langle x \rangle$ est défini de la manière suivante :

$$\langle x \rangle = \begin{cases} x & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{si } x < 0 \end{cases} \quad (3.11)$$

L'allure de cette loi d'évolution est représentée Figure 3-6. Sur cette figure, apparaissent deux des paramètres du modèle : w_c le seuil d'endommagement critique, et $\bar{\varepsilon}_d$ la déformation seuil de déclenchement. Les paramètres caractérisant l'endommagement du matériau sont donc b , S_0 , $\bar{\varepsilon}_d$ et w_c .

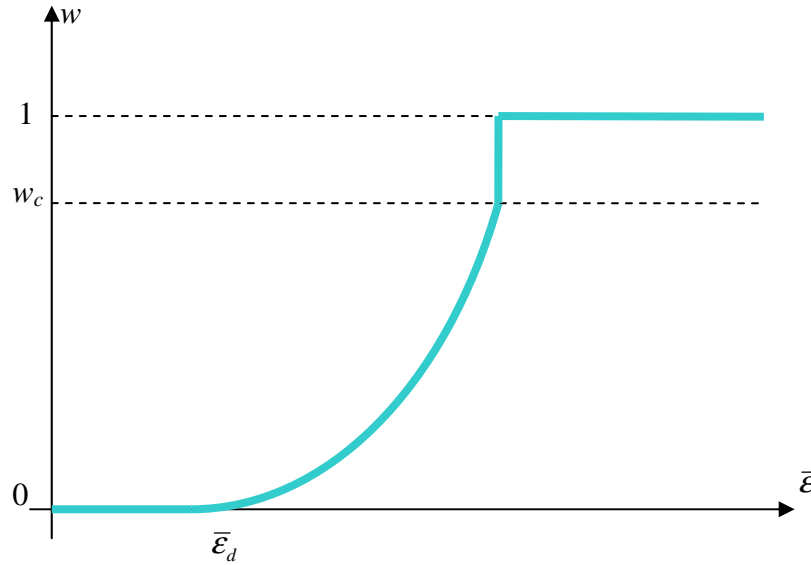


Figure 3-6 : Evolution de la variable d'endommagement au cours de la déformation plastique

1.3 Précisions sur le couplage comportement-endommagement

Dans le cas du couplage comportement-endommagement, deux dépendances numériques doivent être considérées.

1.3.1 La dépendance au pas de temps

L'endommagement peut être couplé au comportement de manière forte ou faible.

Un couplage fort nécessite la résolution d'un système d'équations permettant de calculer de manière simultanée l'incrément de déformation et l'incrément d'endommagement. Dans le cas du couplage faible, seul l'incrément de déformation est calculé. L'incrément d'endommagement est ensuite réactualisé et servira au couplage pour l'incrément suivant. Ainsi, le couplage fort conduit à des temps de résolution plus importants, mais n'est pas sensible au pas de temps, alors que le couplage faible permet une résolution plus rapide mais peut présenter une faible dépendance au pas de temps. Pour plus de précision sur les différents types de couplage, le lecteur pourra se référer aux thèses de S. Fayolle [Fay08] et R. El Khaoulani [Kha10].

1.3.2 La dépendance à la taille de maille

a) Problématique de la localisation de l'endommagement

Lorsque la loi de comportement du matériau présente un adoucissement, comme c'est le cas lorsque l'on couple l'endommagement à la loi de comportement, un phénomène de localisation de la déformation et de l'endommagement apparaît. Ce phénomène, largement étudié dans la littérature [Pee01], conduit à une forte dépendance de la solution à la finesse du maillage. Cette dépendance se traduit par des courbes force-déplacement dépendantes de la taille de maille ainsi que par des bandes de localisation de l'endommagement dépendantes de la taille de maille comme on peut le voir sur la Figure 3-7.

Pour contrôler ce phénomène, il est donc nécessaire d'utiliser une méthode de régularisation. L'objectif est de limiter la forte dépendance à la discrétisation spatiale. Le choix a été fait d'utiliser un modèle d'endommagement non local par gradient implicite [Kha10].

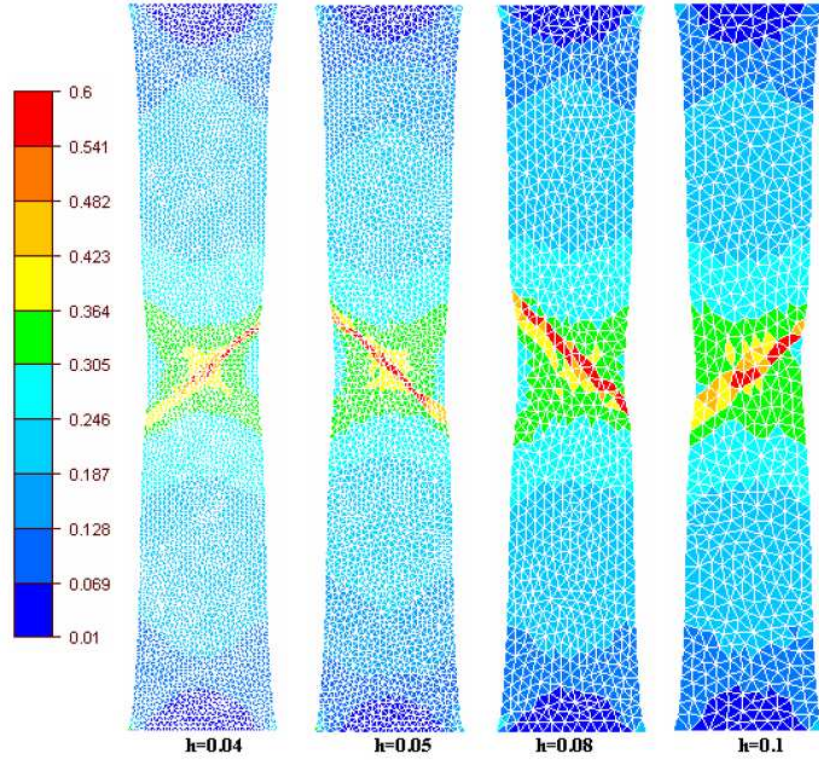


Figure 3-7 : Influence de la finesse du maillage sur la localisation de l'endommagement - iso valeurs d'endommagement [Kha10]

b) Modèle d'endommagement non local

Le modèle d'endommagement non local repose sur la définition d'une variable d'endommagement non locale \bar{w} , qui provient d'une pondération spatiale de la variable d'endommagement locale w . Les modèles non locaux à formulation intégrale [Pee01] définissent la variable non locale de la manière suivante :

$$\bar{w}(x) = \frac{1}{\Psi(x)} \int_{\Omega} \varphi(x, y) w(y) dy \quad (3.12)$$

Cette variable non locale est définie sur tout le domaine d'étude Ω et fait intervenir une fonction de pondération φ . La fonction de pondération choisie est de forme gaussienne :

$$\varphi(x, y) = \frac{1}{(2\pi)^{3/2} l_c^3} \exp\left(-\frac{\|x - y\|^2}{2l_c^2}\right) \quad (3.13)$$

Un nouveau paramètre apparaît dans la fonction de pondération : l_c . La longueur caractéristique l_c est liée à la microstructure du matériau et peut donc être considérée comme un paramètre du modèle d'endommagement étudié.

La méthode d'endommagement non local par gradient implicite [Pee01] consiste à calculer la variable d'endommagement non local à partir de la variable d'endommagement local en résolvant le système suivant :

$$\begin{cases} \bar{w}(x) - l_c^2 \Delta \bar{w}(x) = w(x) \\ \nabla \bar{w}(x) \cdot \vec{n} = 0 \quad \text{sur } \partial\Omega \end{cases} \quad (3.14)$$

L'utilisation d'une méthode de régularisation permet de limiter la forte dépendance des phénomènes de localisation à la discrétisation spatiale. La Figure 3-8 illustre l'apport d'une telle méthode. La zone de localisation de l'endommagement n'est plus fortement liée au maillage.

En contrepartie, le modèle retenu introduit un nouveau paramètre propre au matériau : la longueur caractéristique.

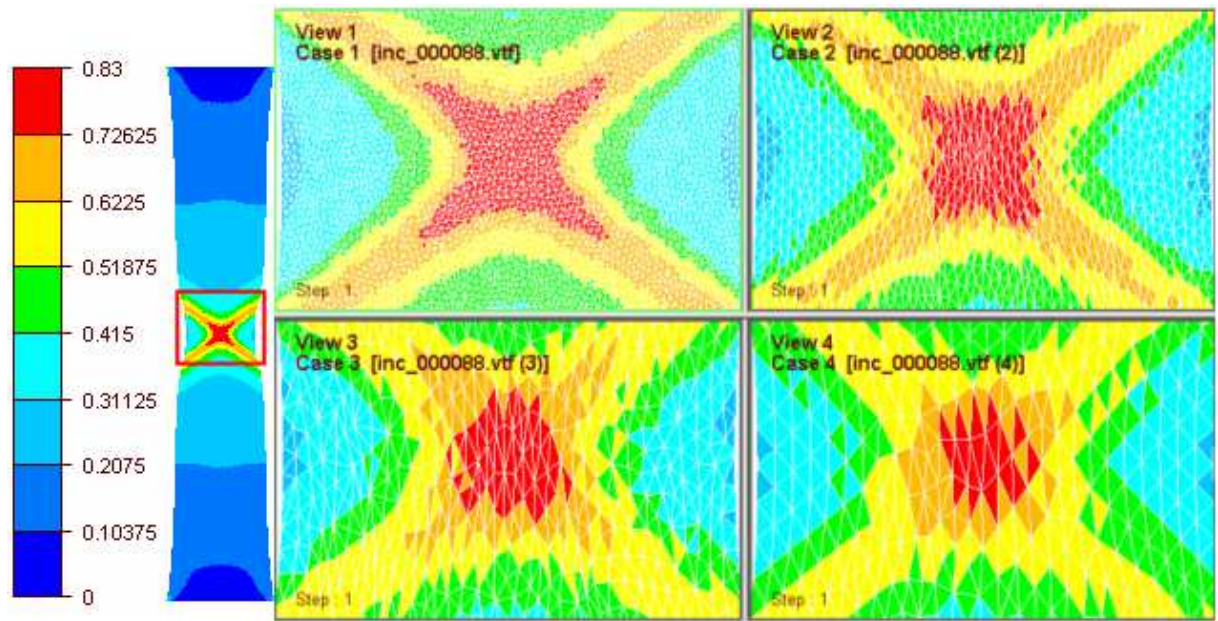


Figure 3-8 : Iso valeurs d'endommagement – approche non locale par gradient implicite [Kha10]

Ce préambule a permis de présenter le modèle mécanique retenu pour la modélisation des assemblages mécaniques par déformation plastique. L'utilisation de ce modèle élasto-plastique couplé à l'endommagement ductile de Lemaitre permet maintenant d'aborder la modélisation et l'optimisation du clinchage.

2 Définition d'un cas de référence

Pour réaliser l'optimisation de la tenue mécanique d'un point de clinchage il est nécessaire de modéliser les deux phases : la pose de l'assemblage et la tenue mécanique à l'arrachement.

On définit tout d'abord le point de clinchage étudié. Les caractéristiques relatives à la pose de l'assemblage sont les suivantes :

- Assemblage de 2 tôles en aluminium EN AW-5774[AlMg3], d'épaisseurs respectives 1 mm et 1.5 mm.
- Matrice fixe de 6 mm de diamètre.

- Poinçon de 3.8 mm de diamètre.

L'étude de la tenue mécanique est réalisée grâce à un montage de type ARCAN dans 3 directions différentes : traction pur (90°), cisaillement pur (0°), et chargement mixte (45°).

Dans cette partie, on définit tout d'abord le modèle éléments finis utilisé pour la simulation des deux phases. On s'attardera sur l'importance de la conservation de l'histoire thermomécanique du matériau pour obtenir une bonne corrélation entre les résultats issus de la simulation et ceux issus d'essais expérimentaux.

Une fois cette modélisation mise en place et validée, les aspects liés à l'optimisation du procédé seront abordés : le choix des paramètres à optimiser, les grandeurs observables, ainsi que la mise en place d'une chaîne de simulations automatisée.

2.1 Modélisation du clinchage par éléments finis

La modélisation du clinchage (pose et tenue mécanique) est réalisée en utilisant le logiciel Forge2009. Dans ce paragraphe on présente les différentes phases de modélisation, ainsi que les hypothèses réalisées.

2.1.1 Paramètres matériaux

Le clinchage de deux tôles d'aluminium EN AW-5774[AlMg3] est réalisé ici. Les paramètres matériau de cet aluminium sont donnés dans le Tableau 3-1. Les chapitres suivants reviendront plus en détail sur les méthodes disponibles pour déterminer ces paramètres. Ces paramètres sont un point clé pour la modélisation fiable des procédés d'assemblage mécanique. En effet, Jomaâ et Billardon [Jom07] ont montré l'influence significative de l'état initial des tôles sur les résultats du procédé de clinchage.

Paramètres	Valeur
σ_y	30 MPa
K	464 MPa
n	0.32
b	1
S_0	2.25 MPa
$\bar{\varepsilon}_d$	0.17
w_c	0.8
h	0.1

Tableau 3-1 : Paramètres matériau pour la modélisation du clinchage

2.1.2 Mise en place de l'assemblage

a) Paramètres du procédé

En plus des deux tôles, cette phase met en jeu 3 outils (Figure 3-9) :

- Le poinçon : cet outil est piloté en déplacement avec une vitesse de 1 mm/s, sa course est stoppée sur un critère de force.
- La matrice (ou bouterolle): cet outil est fixe.

- Le serre flan (ou dévêisseur) : cet outil est un outil flottant, il est piloté en force, la force F_z est évaluée suivant la formule :

$$F_z = F_0 + K_d \Delta U \quad (3.15)$$

où F_0 est une force constante, K_d la raideur du ressort compris dans le dévêisseur, et ΔU le déplacement relatif entre le poinçon et le serre flan [Rey07].

Les caractéristiques de cette loi sont évaluées sur la base des essais expérimentaux, la raideur est évaluée à 690kN/m, la force initiale à 2000N.

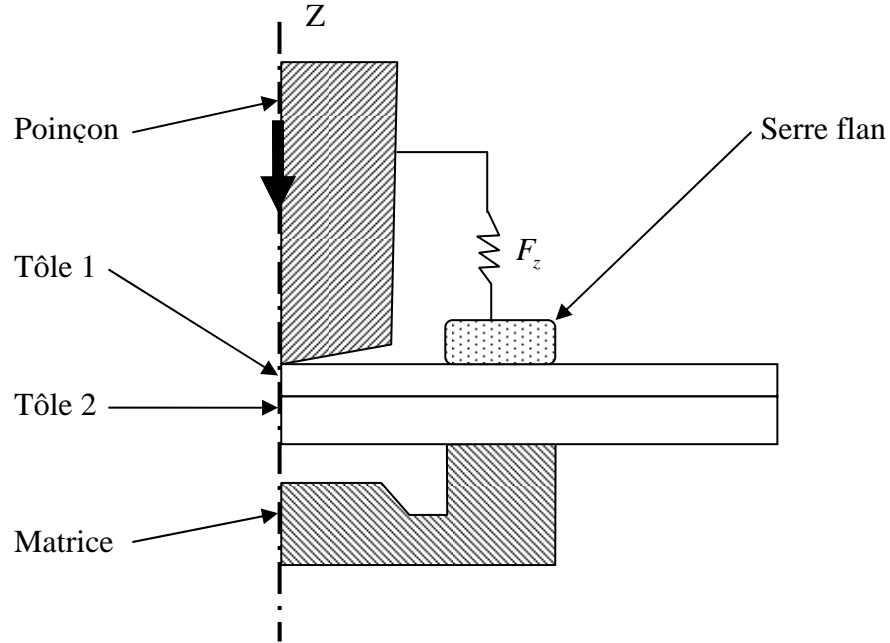


Figure 3-9 : Schéma de la pose d'un point clinché à matrice fixe

b) Paramètres du modèle numérique

La mise en place de l'assemblage est une phase axisymétrique. On se place donc dans cette hypothèse pour la résolution du problème éléments finis.

Le contact est géré par une méthode maître-maitre [Che02]. Le frottement entre les outils et les deux tôles est modélisé par le modèle de Coulomb limité Tresca, dont les équations sont rappelées équation (3.16).

$$\begin{cases} \tau = \mu \sigma_n & \text{si } \mu \sigma_n < \bar{m} \frac{\sigma_0}{\sqrt{3}} \\ \tau = \bar{m} \frac{\sigma_0}{\sqrt{3}} & \text{si } \mu \sigma_n \geq \bar{m} \frac{\sigma_0}{\sqrt{3}} \end{cases} \quad (3.16)$$

μ et \bar{m} sont les paramètres du modèle, τ et σ_n respectivement les contraintes tangentielle et normale, et σ_0 la limite d'écoulement plastique.

Les paramètres du modèle sont difficiles à évaluer sans réaliser d'essai dédié. Pour notre étude ils sont fixés à $\mu = 0.3$ et $\bar{m} = 0.3$. Ces valeurs, relativement élevées, sont obtenues par recalage entre les courbes de l'effort de pose numérique et expérimentale. Ce recalage permet de réaliser l'optimisation du point d'assemblage mais reste un point à mieux appréhender pour fiabiliser encore plus la modélisation du procédé.

Enfin le procédé met en jeu de grandes déformations plastiques. Afin d'éviter la dégénérescence du maillage, il est nécessaire d'utiliser des outils de remaillage [Ham00]. Forge2009 possède un outil de remaillage automatique [Cou00]. La taille de maille dans la zone de déformation est fixée à 0.1 mm, un raffinement d'un facteur 2 est appliqué aux frontières des deux corps déformables pour une meilleure précision. Le maillage est présenté Figure 3-10.

Le pas de temps est évalué automatiquement en fonction de la déformation maximale, et est compris entre $5e-3s$ et $5e-2s$, le procédé de pose dure 3s.

Le modèle ainsi obtenu présente 5900 nœuds au début de la simulation, et 4900 nœuds en fin de calcul. Cette variation est due aux différents remaillages. Le calcul est réalisé sur un PC (Intel(R) Core(TM)2 CPU 6700 @ 2.66GHz, 2Go Ram) en un temps de 4h05 min. Le temps de calcul est relativement important, cela est principalement dû à une convergence très lente du calcul en fin de procédé. En effet les 30 derniers incréments sur 225 représentent 50% du temps de calcul. Au cours de ces derniers incréments, la matière sous le poinçon subit une forte pression hydrostatique. Les difficultés d'écoulement de la matière et son incompressibilité plastique ralentissent la vitesse de convergence du calcul.

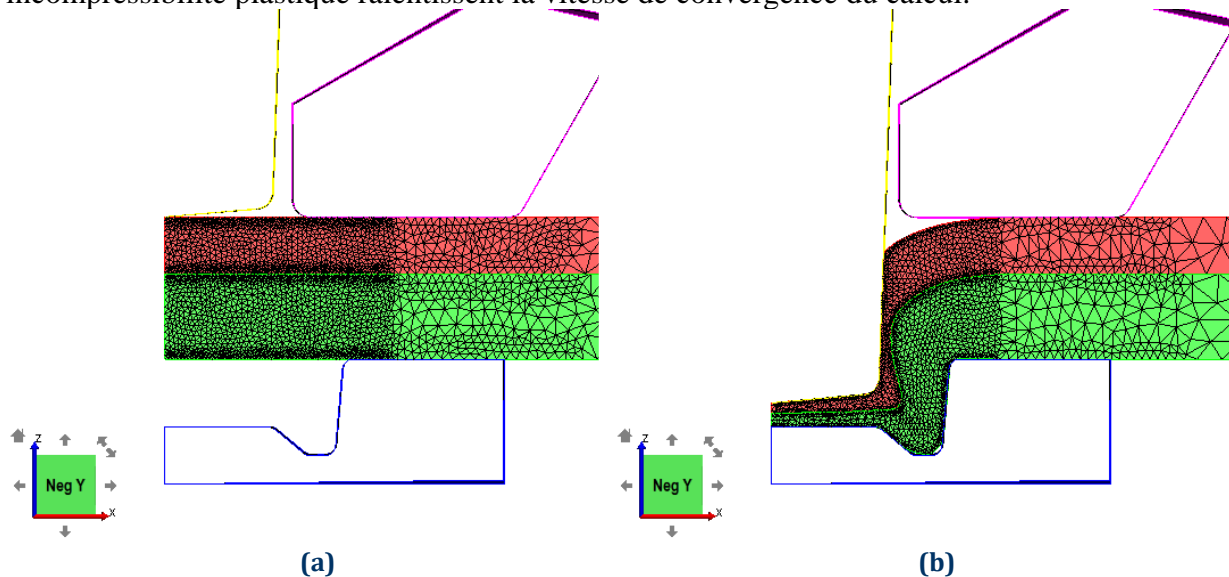


Figure 3-10 : Modélisation axisymétrique du clinchage

Pour modéliser l'éventuelle rupture des tôles une méthode par *kill-element* est utilisée. Lorsqu'un élément atteint l'endommagement critique, cet élément est supprimé (ce phénomène n'apparaît pas sur la Figure 3-10).

c) Validation expérimentale

La configuration présentée ici a fait l'objet d'une campagne d'essais en collaboration avec le CETIM dans le cadre du projet MONA LISA. La mise en place de l'assemblage a été réalisée sur des installations industrielles spécialement instrumentées pour mesurer la force et le déplacement du vérin pilotant le poinçon au cours du procédé de pose.

Les courbes présentées ici sont les courbes force/déplacement ramenées au poinçon, c'est-à-dire que l'on a retiré le déplacement dû à la déformation élastique et aux jeux du dispositif, et la contribution en force absorbée par le dévêtitseur. 36 poses de la même configuration ont été réalisées. La Figure 3-11 présente les deux courbes extrêmes enregistrées.

Une seconde grandeur est mesurée à la fin du procédé de clinchage : la côte X. La côte X est l'épaisseur finale cumulée des deux tôles en tête du poinçon après la pose de l'assemblage

(Figure 3-14). Les mesures réalisées sur les 36 éprouvettes sont illustrées Figure 3-12. La distribution de cette grandeur est en accord avec les tolérances industrielles qui sont de 15%.

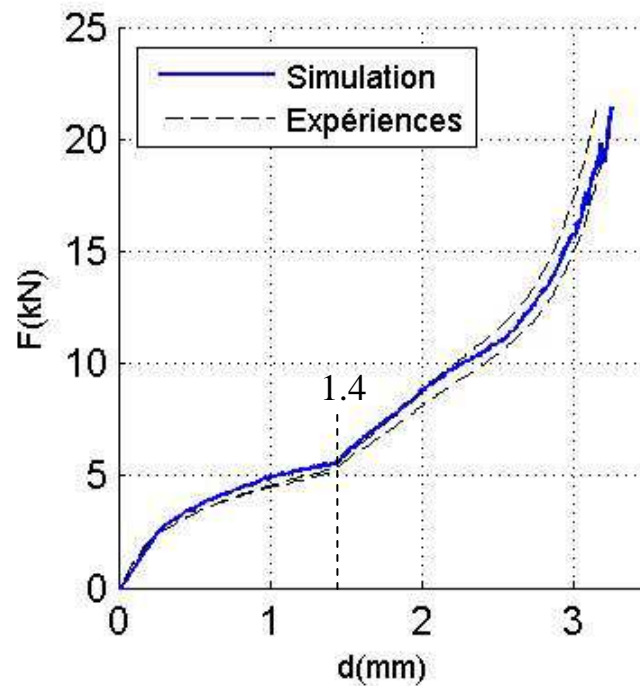


Figure 3-11 : Effort de pose expérimental et numérique d'un assemblage par clinchage

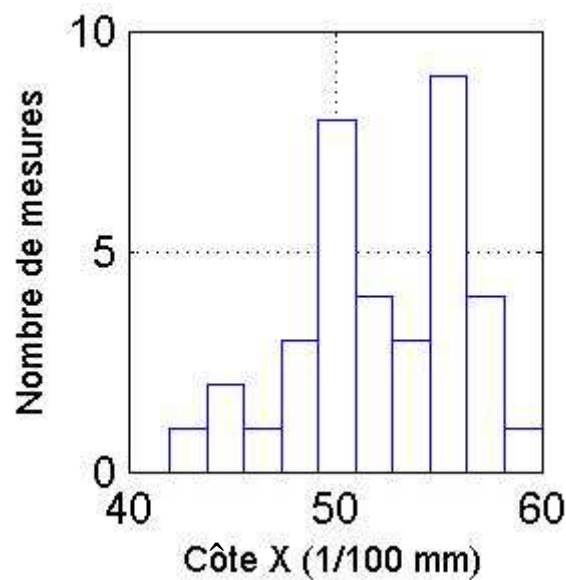


Figure 3-12 : Distribution des mesures de côte X sur les essais de pose de point clinché

La simulation de la pose du clinchage est représentative des essais expérimentaux. La courbe effort/déplacement du poinçon est bien comprise dans l'enveloppe délimitée par les courbes expérimentales minimum et maximum (Figure 3-11). Un léger écart est observable

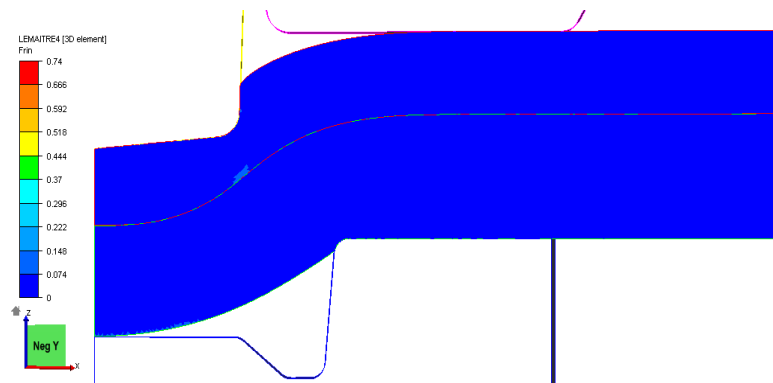
dans la première phase ($0 < d < 1.4\text{mm}$) dû à une rigidité trop forte des tôles en flexion, cependant cet écart reste minime. Cet écart peut éventuellement être expliqué par une surestimation du frottement ou encore par une surestimation de l'écrouissage à faible valeur de déformation.

Outre la bonne corrélation de la courbe d'effort de pose, la côte X obtenue par simulation est de 0.47 mm. Cette grandeur est en accord avec la plage des mesures expérimentales présentées Figure 3-12.

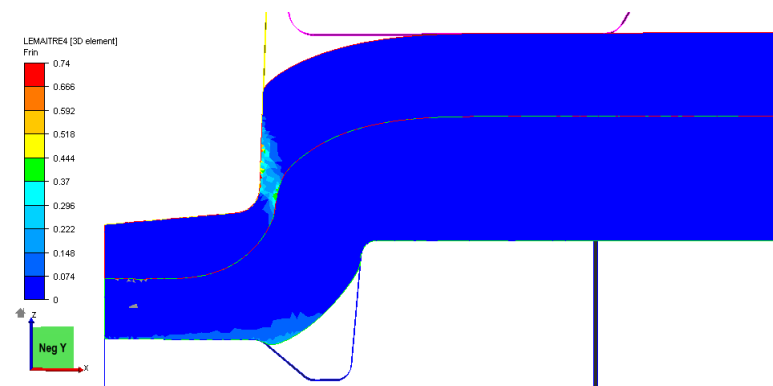
Les résultats présentés ici retranscrivent bien les points caractéristiques de la courbe de pose :

- L'inflexion à $d = 1.4\text{mm}$ correspond au contact de la tôle inférieure avec le fond de la matrice (Figure 3-13a).
- La phase de compression (Figure 3-13b). Lors de cette phase l'accroissement de l'endommagement est le plus fort (la tôle supérieure est en traction au dessus du rayon de congé du poinçon).
- La phase de remplissage de la gorge de la matrice (Figure 3-13c) où la force augmente rapidement ($d > 2.8\text{mm}$). Lors de cette dernière phase, l'endommagement augmente principalement sur la tôle inférieure au fond de la gorge de la matrice, et le S se forme entre les deux tôles ; S qui permet de créer l'assemblage des deux tôles.

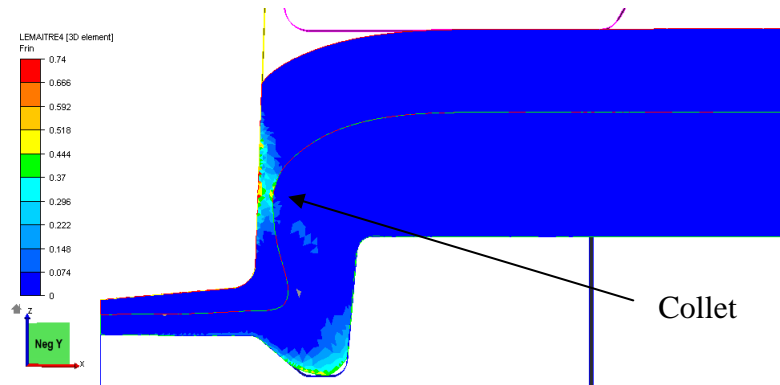
La tenue mécanique sera donc impactée principalement par le taux d'endommagement atteint au collet et la formation plus ou moins prononcée du S. Les contraintes résiduelles après assemblage jouent également un rôle important sur la tenue mécanique.



(a) déplacement poinçon = 1.4 mm



(b) déplacement poinçon = 2.3 mm



(c) déplacement poinçon = fin de course

Figure 3-13 : Champs de la variable d'endommagement de Lemaitre pendant la pose pour différentes valeurs de déplacement du poinçon

2.1.3 Tenue mécanique

a) Tenue mécanique en traction normale (Axe Z)

La tenue mécanique dans la direction du poinçon (axe Z) est la seule sollicitation qui conserve, a priori, l'axisymétrie du modèle. En effet, cette hypothèse d'axisymétrie n'est plus valable lorsque la déformation se localise pour initier la rupture : la rupture n'apparaît pas sur toute la circonférence simultanément dans la réalité. On conserve cependant l'hypothèse d'axisymétrie pour évaluer la tenue mécanique de l'assemblage.

Pour la modélisation de la tenue mécanique, les deux tôles assemblées sont conservées. Deux outils sont définis, l'un pour fixer la tôle inférieure, l'autre pour appliquer un effort de traction dans la direction +Z sur la tôle supérieure. Ce dernier est piloté en déplacement avec une vitesse de 1 mm/s. Le montage est schématisé sur la Figure 3-14.

Le pas de temps est fixé à 5×10^{-3} s. Les maillages issus de la première phase sont conservés. Le remaillage est désactivé : les déformations ne sont pas suffisamment importantes pour justifier son utilisation. En revanche on conserve la méthode de *kill-element* pour modéliser la rupture.

Les paramètres de contact entre les tôles sont les mêmes que pour la simulation du clinchage.

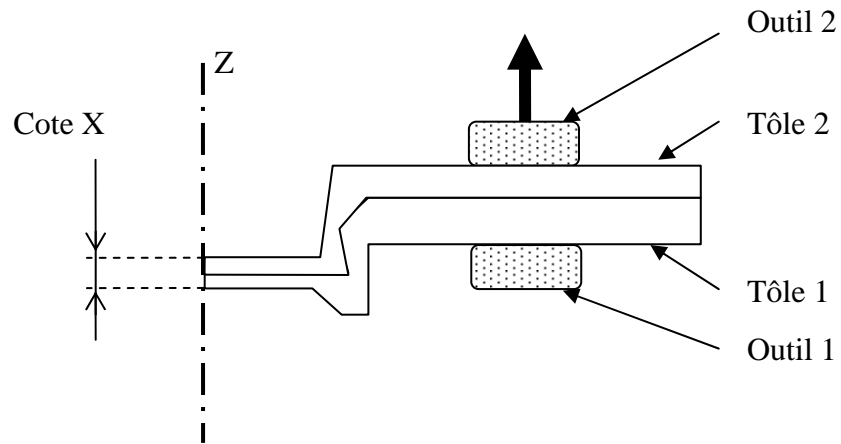
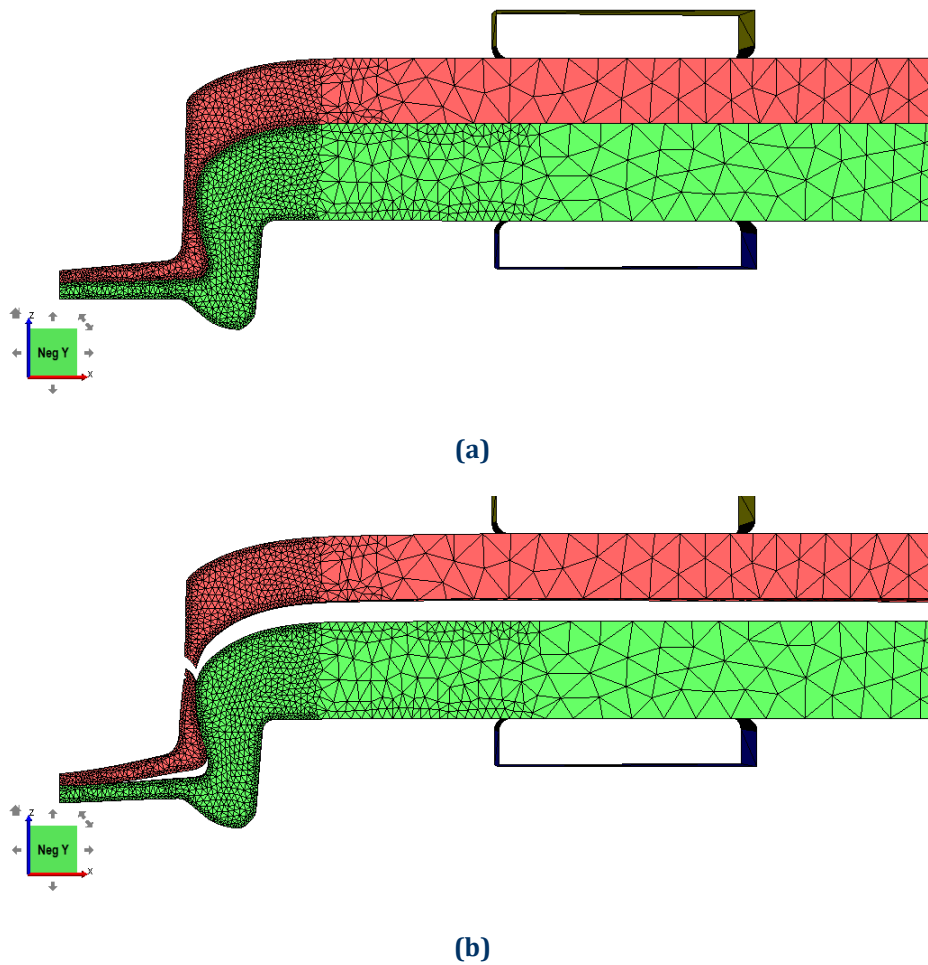


Figure 3-14 : Schéma de la tenue mécanique d'un point clinché - Direction Z

La modélisation ainsi obtenue est présentée Figure 3-15. Le calcul est réalisé sur un PC (Intel(R) Core(TM)2 CPU 6700 @ 2.66GHz, 2Go Ram) en un temps de 24 min.



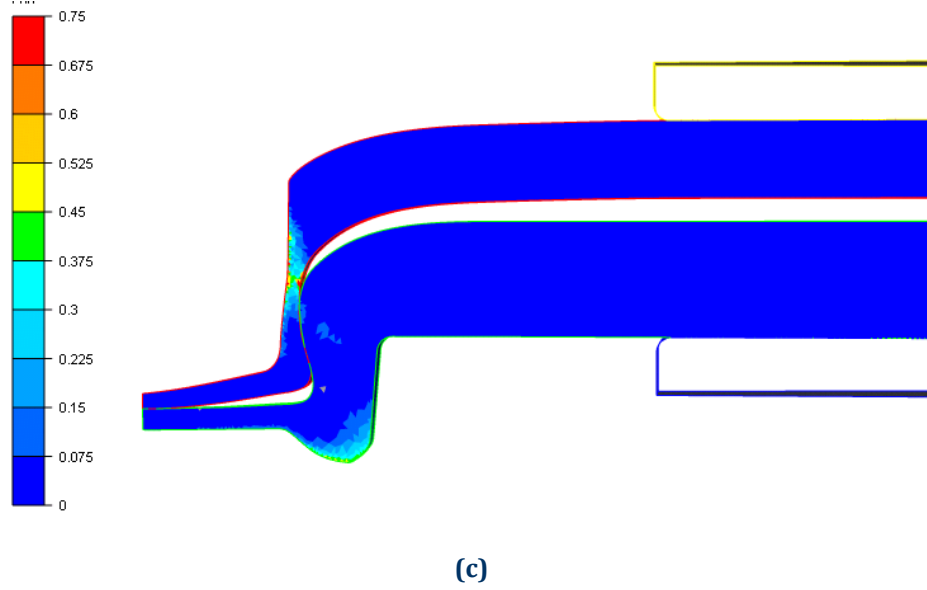


Figure 3-15 : Modélisation axisymétrique de la tenue mécanique dans la direction Z d'un point clinché (a : état initial, b : après rupture au collet, c : champs d'endommagement juste avant rupture)

Le résultat obtenu est présenté Figure 3-15, et la courbe de l'effort d'arrachement associée est tracée Figure 3-16. Ce graphe montre que le calcul de la force est perturbé (Figure 3-16, points bleus). Ces perturbations sont dues à la gestion du contact dans la zone de glissement entre les deux tôles. Pour exploiter cette courbe, et en extraire une valeur représentative du maximum, il est nécessaire de lisser ces perturbations.

Pour effectuer ce lissage on utilise un filtre de convolution gaussien, décrit équation (3.17)

$$\begin{cases} F_{lissée}^i = \sum_{j=-N}^N F_{brute}^{i-j} \cdot g^j \\ g^j = \frac{1}{\sum_i g^i} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2}{2}}, x = [-N, -N+1, \dots, N-1, N] \end{cases} \quad (3.17)$$

Où F_{brute}^i et $F_{lissée}^i$ sont respectivement les mesures de force brutes et lissées, g_i les coefficients de pondération et $2N+1$ le nombre de points de mesure utilisé pour le filtrage.

Ce filtre réalise une moyenne pondérée glissante des données brutes. N est fixé à 10 pour le filtrage de la force, c'est-à-dire que chaque point est réévalué en réalisant la moyenne pondérée des 20 mesures entourant ce point. La pondération de chaque point est donnée par la loi gaussienne centrée réduite g^j (équation(3.17)). La courbe filtrée est présentée Figure 3-16 (trait noir). La force maximale ainsi évaluée s'affranchit des valeurs perturbées par la gestion du contact. La mise en place de ce filtre est primordiale pour évaluer la force d'arrachement et utiliser cette grandeur comme observable à maximiser dans le processus d'optimisation.

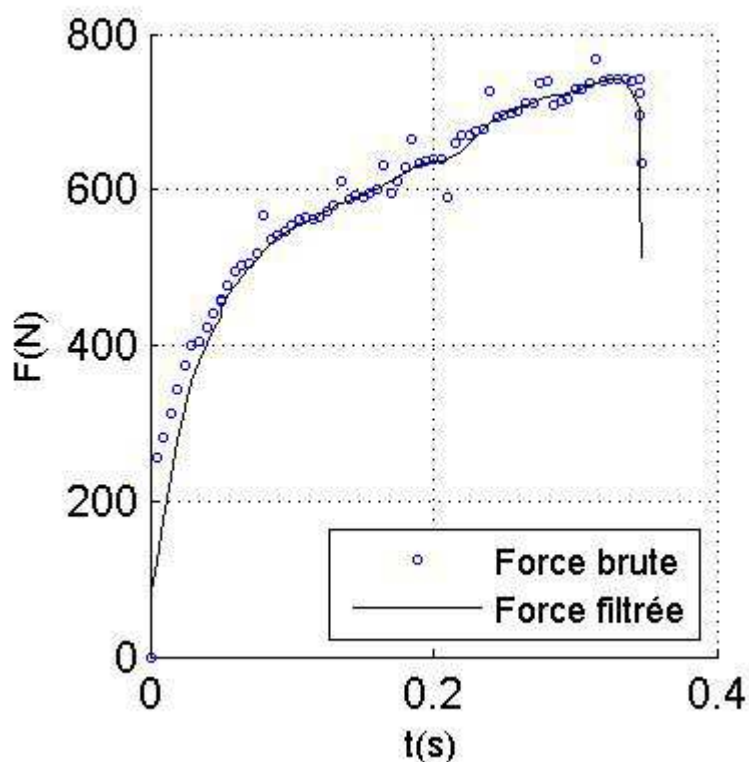


Figure 3-16 : Lissage de la force d'arrachement

b) Validation expérimentale : Intérêt de la conservation des champs thermomécaniques

L'objectif est de réaliser l'optimisation de la tenue mécanique d'un point d'assemblage en jouant sur les paramètres du procédé de pose de cet assemblage. Avant de réaliser cette optimisation, il est nécessaire de vérifier que la conservation de l'historique thermomécanique entre la pose et la tenue mécanique a un intérêt dans la prédiction de la force d'arrachement. Pour cela 3 calculs d'arrachement sont réalisés :

- Calcul 1 : calcul de l'arrachement en conservant la totalité de l'historique thermomécanique (champs de déformation, de contrainte, limite d'écoulement, endommagement).
- Calcul 2 : calcul de l'arrachement identique au calcul 1, seule la variable d'endommagement est réinitialisée à 0 (matériaux complètement sains).
- Calcul 3 : calcul de l'arrachement sans conservation de l'historique thermomécanique, seule la géométrie induite par la pose est conservée.

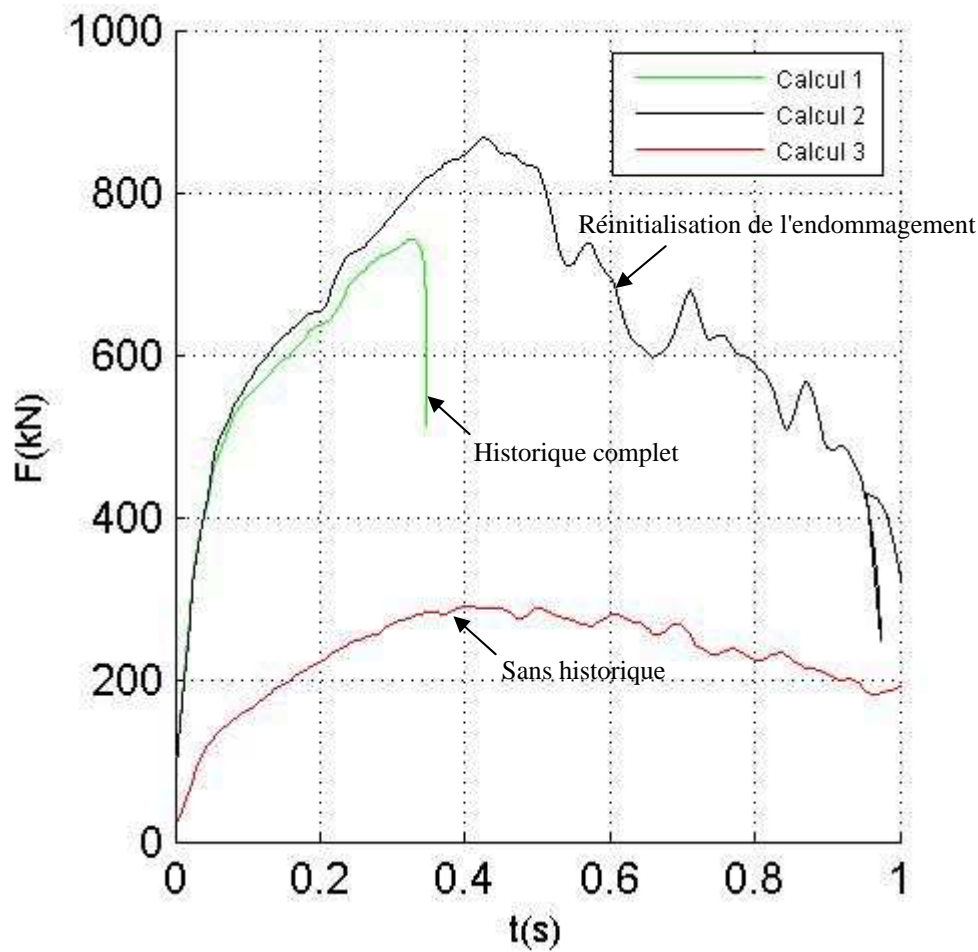


Figure 3-17 : Effort d'arrachement - influence du transfert de l'historique thermomécanique

Les courbes de l'effort d'arrachement sont présentées Figure 3-17 (courbes lissées). L'impact du transfert de l'historique thermomécanique est très net : si l'on ne transfère pas cet historique, la résistance mécanique est sous évaluée d'un facteur 2. L'exportation, ou non, de la variable d'endommagement a un impact plus faible sur la force d'arrachement. Elle est surestimée de 20% si l'on néglige l'historique relatif à l'endommagement. De plus, la prise en compte de l'endommagement dans le passé thermomécanique permet de bien prédire le type de rupture du point d'assemblage. La Figure 3-18a présente le mode de rupture, en tenant compte de tout le passé thermomécanique. La rupture du point a lieu au collet, c'est le mode de rupture qui a été observé expérimentalement. En revanche les Figure 3-18b et c, qui ne tiennent pas compte de la totalité du passé thermomécanique, présentent un désassemblage et non une rupture.

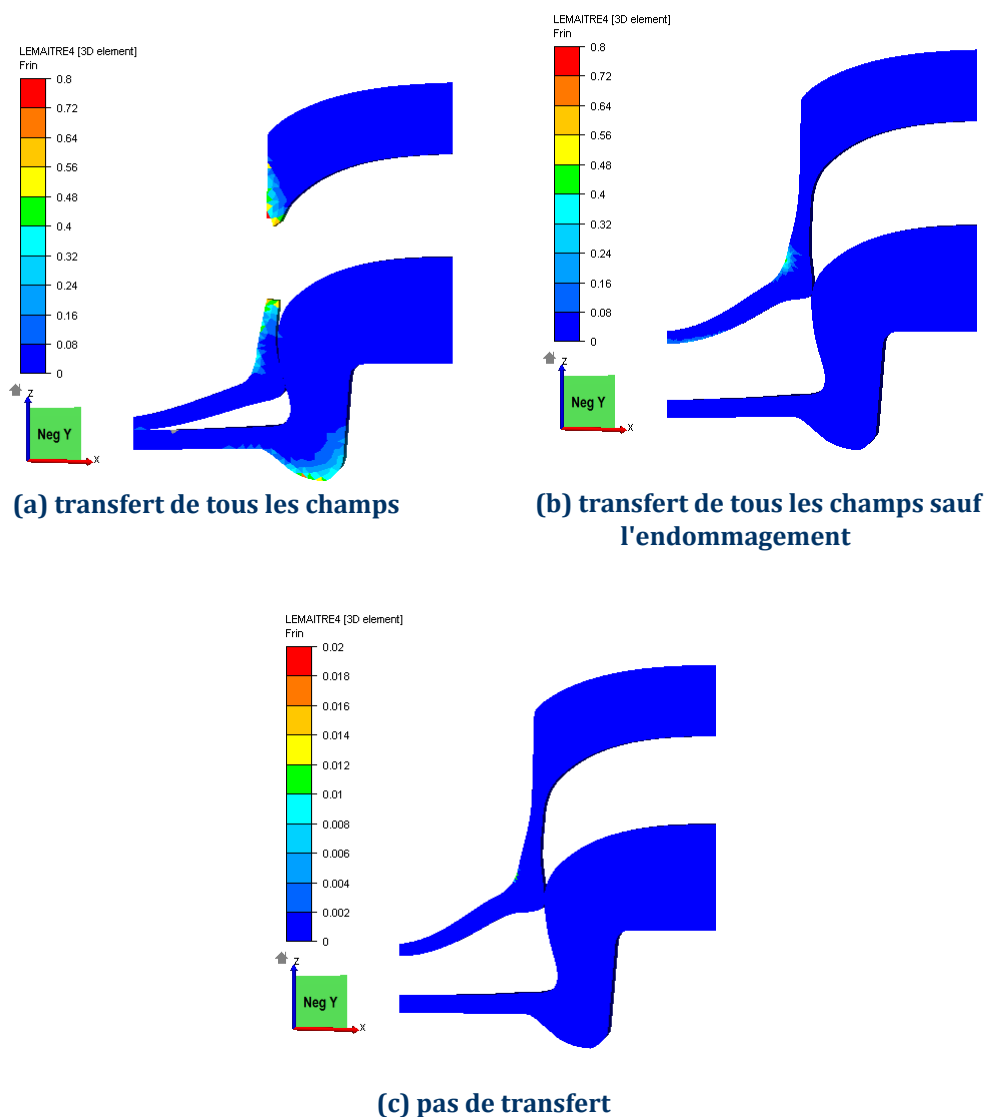


Figure 3-18 : Influence du transfert de l'historique thermomécanique sur le type d'arrachement du point clinché

Pour valider cette modélisation, des essais de tenue mécanique ont été réalisés. Ils ont été réalisés sur une machine de traction équipée d'un montage de type ARCAN. Ces essais nous permettent d'obtenir la force d'arrachement du point d'assemblage dans la direction du poinçon (axe Z). L'essai a été répété 4 fois, et les forces d'arrachement sont présentées dans le Tableau 3-2. Ces résultats présentent une dispersion relativement importante. Cela est notamment dû à la variabilité des propriétés matériau des tôles, ainsi qu'à la variabilité déjà introduite par le procédé de pose. La force d'arrachement de 737N prédite par la simulation est en bon accord avec les résultats expérimentaux.

N° essai	Tenue mécanique (N)
1	715
2	770
3	824
4	863
Simulation	737

Tableau 3-2 : Tenue mécanique du point de clinchage en traction normale (axe Z)

Les 3 calculs d'arrachement menés ici montrent l'intérêt, et même la nécessité, de conserver le passé thermomécanique, pour obtenir une force et un mode d'arrachement prédictifs. Ces tests justifient aussi l'utilisation du modèle d'endommagement couplé au comportement dans la modélisation du clinchage. En effet, la non prise en compte de l'endommagement mène à une mauvaise prédiction du mode de rupture.

c) Tenue mécanique en cisaillement (Axe x)

Pour évaluer la tenue en cisaillement le modèle n'est plus axisymétrique : une modélisation en 3 dimensions est nécessaire. Les géométries ainsi que les champs sont obtenus par révolution à partir de la simulation axisymétrique de la pose du point de clinchage (Figure 3-19). Comme pour le calcul de la tenue suivant l'axe Z le pas de temps est fixé à 1e-3s, la vitesse de l'outil réalisant le cisaillement est de 1 mm/s. Pour appliquer ce chargement, le contour de la tôle inférieure est encasturé, et une vitesse de 1mm/s est appliquée au contour de la tôle supérieure (repéré en pointillé sur la Figure 3-19). Des conditions limites de symétrie sont appliquées dans le plan de coupe du point d'assemblage.

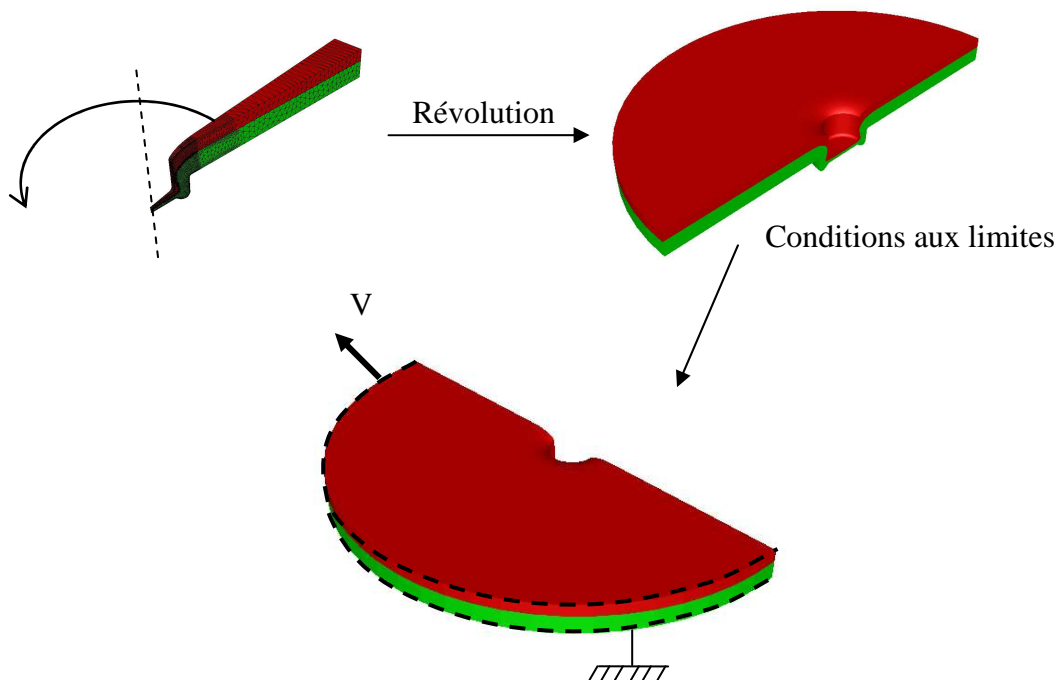


Figure 3-19 : Passage 2D axisymétrique - 3D

Le maillage utilisé dans la zone proche du point d'assemblage est le maillage issu de la pose, il est simplement obtenu par révolution. Ce maillage est présenté Figure 3-20.

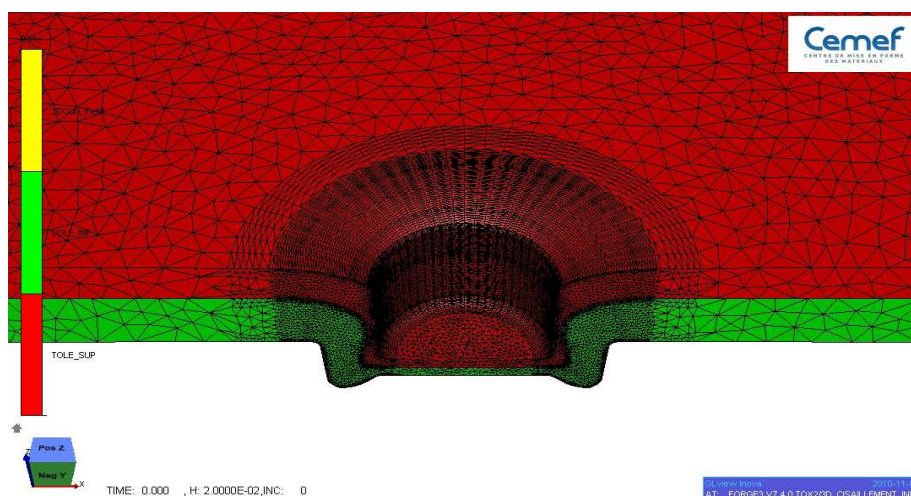


Figure 3-20 : Maillage 3D du point clinché pour évaluation de la tenue mécanique en cisaillement

Six essais de tenue mécanique dans cette configuration ont été réalisés à l'aide d'un montage ARCAN. Les valeurs d'arrachement obtenues sont présentées dans le Tableau 3-3. Là encore les résultats présentent une forte dispersion.

N° essai	Tenue mécanique (N)
1	815
2	679
3	778
4	688
5	762
6	642
Simulation	817

Tableau 3-3 : Tenue mécanique du point de clinchage en cisaillement (axe X)

L'évaluation de la tenue mécanique en cisaillement est relativement coûteuse en temps de calcul, le temps de calcul est ici de 12h45 (Intel(R) Xeno(R) CPU E5530 @ 2.40GHz, 2.50Go Ram). Ceci est dû en grande partie à la gestion du contact des tôles glissant l'une sur l'autre.

La tenue mécanique obtenue par simulation est comprise en bordure supérieure de la plage des résultats expérimentaux. Cet écart peut s'expliquer en partie par l'effet de structure induit par le montage Arcan : une légère flexion des tôles provoque une rotation du point suivant l'axe Y, la sollicitation du point est alors une combinaison de traction et de cisaillement et non plus du cisaillement pur comme obtenu par simulation numérique. Ce qui a pour conséquence d'affaiblir la tenue mécanique du point. Cet effet de structure n'est pas rendu possible par les conditions aux limites appliquées dans cette modélisation.

La modélisation plus réaliste du montage expérimental nécessite une étape de remaillage entre la représentation 2D et 3D. Dans notre étude nous avons souhaité éviter cette étape qui peut induire des variations significatives du champ d'endommagement liées au transport (diffusion et perte d'informations). Des nouvelles méthodes de transport sont actuellement mises en place, notamment dans les travaux de Thèse de J.M. Gachet au Cemef.

2.2 Vers l'optimisation d'un assemblage par clinchage

Dans la première partie, nous avons validé le modèle direct, comprenant la pose du point d'assemblage et sa tenue à l'arrachement. Nous nous intéressons maintenant à la mise en place du problème d'optimisation.

2.2.1 Paramètres à optimiser

Pour réaliser l'optimisation d'un point de clinchage, on fait l'hypothèse que le type et l'ordre des tôles ainsi que le rayon de la matrice sont fixés (valeurs du cas de référence).

Les paramètres à optimiser sont relatifs aux outils : dimensions et pilotage. Ils sont listés dans le Tableau 3-4 et illustrés Figure 3-21.

Paramètres	Notation
Poinçon	
Force maximum de pose	F_{max}
Rayon	R_p
Angle sous tête	$W1$
Rayon de congé	R_{cp}
Angle de dépouille	$W2$
Matrice	
Profondeur	P_m
Largeur gorge	L_m
Dévêtisseur	
Raideur	K_d

Tableau 3-4 : Paramètres à optimiser pour le clinchage

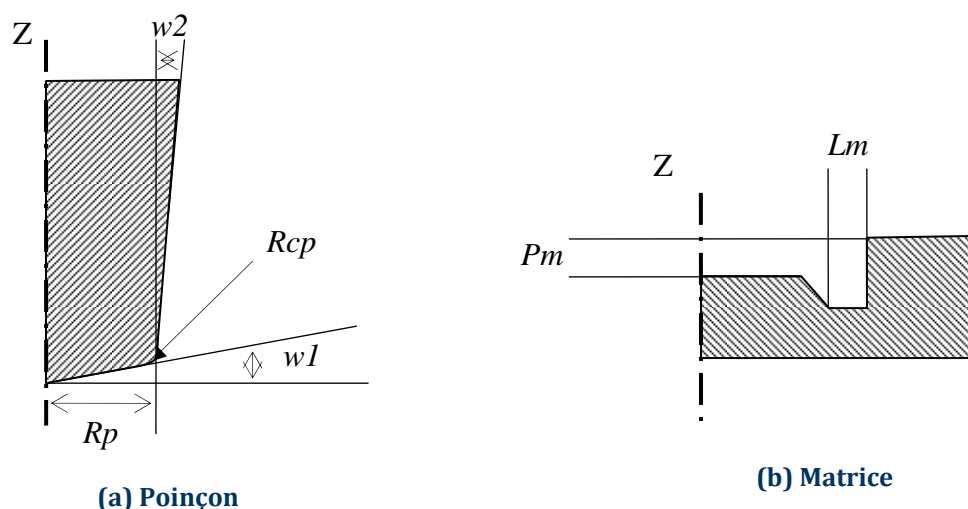


Figure 3-21 : Paramétrisation des outils de clinchage

Les paramètres variables sont donc au nombre de huit. Le nombre de paramètres liés à la matrice est limité car la génération automatique du profil de l'outil s'avère relativement complexe sans outil de CAO dédié.

2.2.2 Grandeur observable - Fonction coût

L'objectif de l'optimisation est de maximiser la tenue mécanique statique du point d'assemblage. La grandeur observable est donc la force maximum enregistrée lors de la tenue mécanique.

La fonction coût est donc directement cette force, multipliée par -1 pour réaliser une minimisation avec la plateforme MOOPI.

2.2.3 Création d'une chaîne de simulations

Pour s'intégrer dans un processus d'optimisation, l'ensemble des opérations doit s'enchaîner automatiquement entre la donnée des 8 paramètres variables et l'évaluation de la fonction coût. On retrouve ici le concept de boîte noire évoqué au chapitre 1 et Figure 3-22.

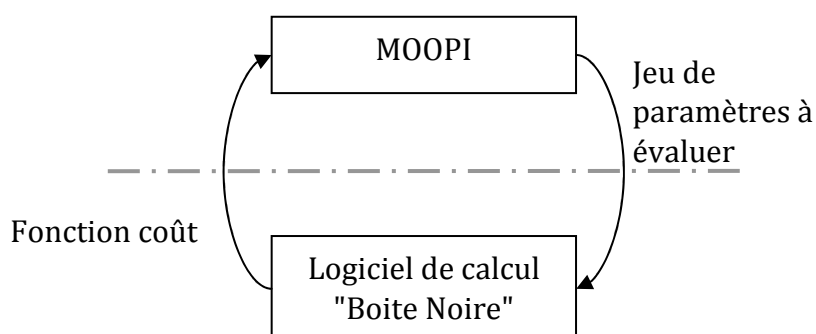


Figure 3-22 : Plateforme MOOPI

Cette chaîne de simulations est donc mise en place, elle est décrite sur l'organigramme présenté en Figure 3-23. Ce chaînage fait se succéder plusieurs opérations réalisées avec

différents outils. La principale difficulté de la mise en place de ce type de processus est de réaliser une chaîne suffisamment robuste pour pouvoir l'intégrer au processus d'optimisation.

Les points clés de cette chaîne de simulations sont la paramétrisation et la génération automatique des outils du procédé, ainsi que le transfert de l'historique thermomécanique des deux tôles entre les deux phases.

Le chaînage mis en place ici est réalisé entre la modélisation de la pose de l'assemblage et tenue mécanique selon l'axe Z. La tenue mécanique en cisaillement étant trop coûteuse en temps de calcul pour être intégrée à un processus d'optimisation dans le cadre de cette étude.

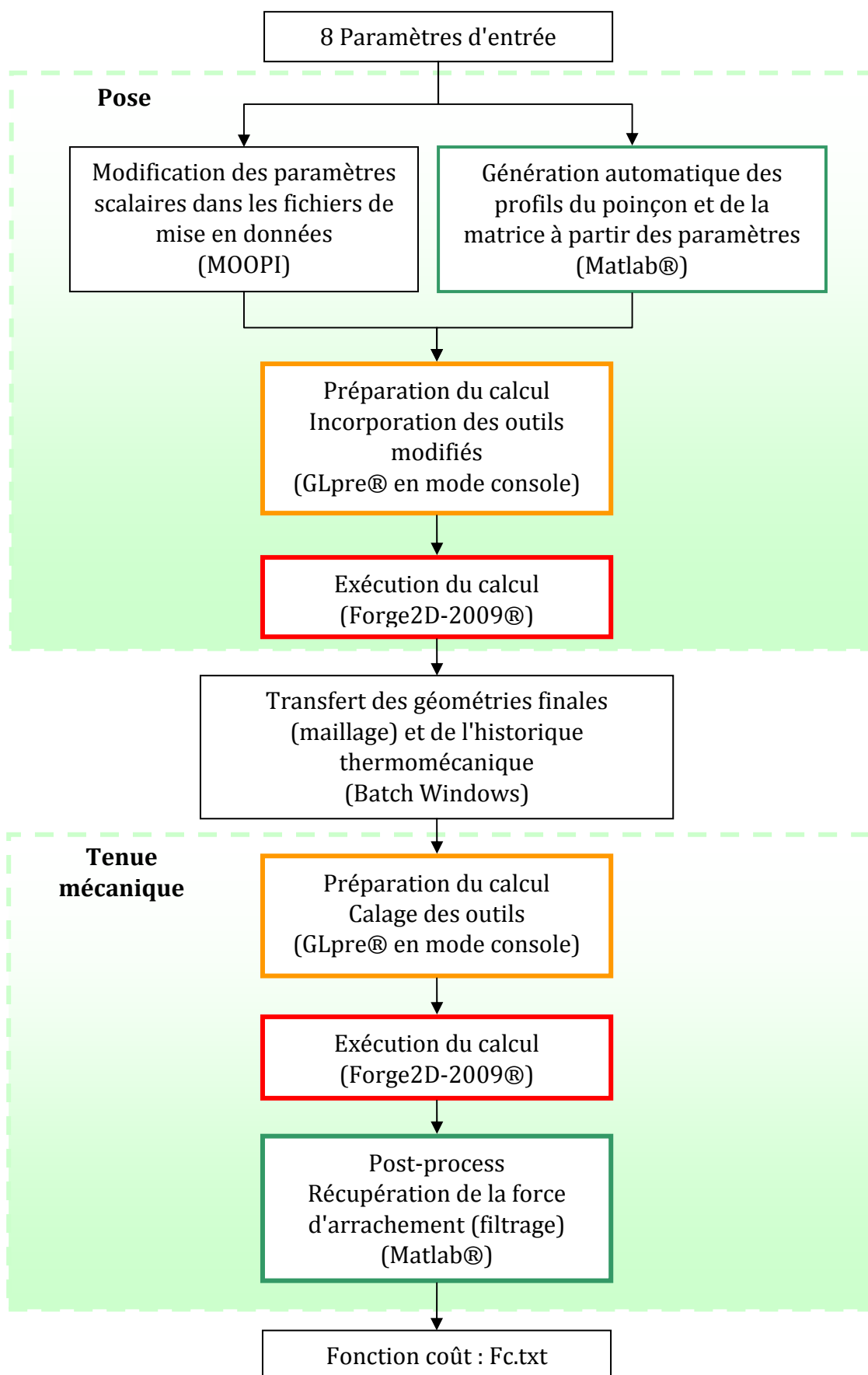


Figure 3-23 : Organigramme du chaînage pour l'optimisation du clinchage

3 Analyse de sensibilité

La première partie de ce chapitre a permis de mettre en place une modélisation fiable du procédé de clinchage, et de la tenue mécanique. Huit paramètres procédé ont été considérés comme variables potentielles. Il n'est cependant pas envisageable, et même non pertinent, de réaliser l'optimisation de la tenue mécanique de ces 8 paramètres. Une pré-étude est donc réalisée pour discriminer les paramètres les plus influents. Cette phase est appelée phase de *screening* [Bon07].

On fait le choix ici de réaliser une analyse de sensibilité en évaluant le gradient de la force d'arrachement par rapport aux 8 paramètres procédé (Tableau 3-4). Les valeurs prises par chacun des paramètres sont présentées dans le Tableau 3-5.

Les 9 calculs (pose et tenue mécanique décrits Figure 3-23) sont lancés à l'aide de la plateforme MOOPI. Les forces d'arrachement correspondant à chaque calcul sont présentées Tableau 3-5, ainsi que la valeur du gradient.

Le gradient est évalué d'après la formule :

$$\frac{dF}{dp_i} = \frac{F_{pi} - F_{ref}}{p_i - p_i^{ref}} \quad (3.18)$$

	Valeur nominale (p_i^{ref})	Variation (p_i)	Force d'arrachement (F_{pi})	$\frac{dF}{dp_i}$
Rp (mm)	1.9	1.95	619 N	-0.2465
W1(°)	5	5.5	784 N	0.00894
Rc (mm)	0.3	0.35	708 N	-0.06558
W2(°)	2	3	595 N	-0.01483
Pm (mm)	1.2	0.05	882 N	0.28874
Lm (mm)	1.1	0.05	786 N	0.09334
Fmax (kN)	2.03	2.076	734 N	-0.01326
Kd(N/m)	690000	700000	726 N	-1.4E-07

Force d'arrachement de référence (F_{ref}) : 740 N

Tableau 3-5 : Analyse de sensibilité - paramètres évalués et résultats

Ces résultats sont présentés sous forme d'un diagramme de Pareto (Figure 3-24). Ce diagramme présente la sensibilité relative à chacun des paramètres, dans l'ordre décroissant de la valeur du gradient (histogramme). Il présente aussi la courbe du cumul de chacun de ces gradients, exprimée en pourcentage (trait noir).

Ce graphe permet de déterminer les paramètres les plus influents : la profondeur de la matrice (Pm) et le diamètre du poinçon (Rp). De plus il permet de voir que 2 paramètres sur les 8 analysés cumulent, à eux deux, 73% de la sensibilité. On retrouve ici la loi empirique de Pareto (ou du 80/20) qui stipule que 80% des effets sont dus à 20% des causes.

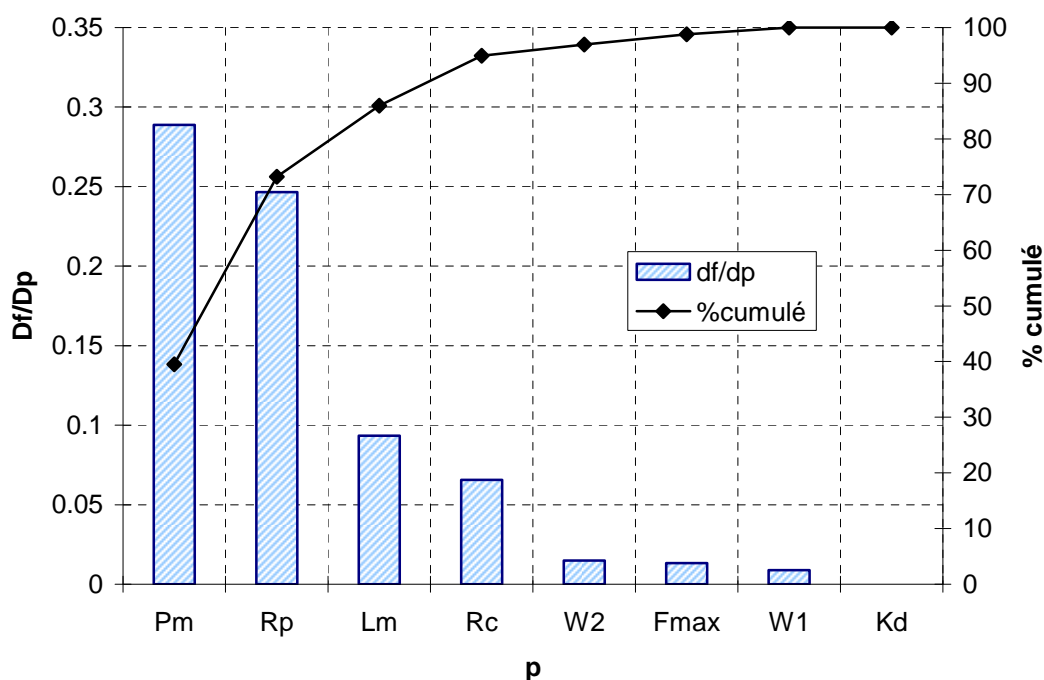


Figure 3-24 : Analyse de sensibilité - Diagramme de Pareto

Cette analyse permet de déterminer les paramètres les plus influents et donc ceux qu'il est le plus pertinent d'optimiser. Deux paramètres géométriques sont donc retenus pour la suite de l'étude d'optimisation : la profondeur de la matrice (Pm) et le diamètre du poinçon (Rp).

4 Optimisation de la tenue mécanique

La mise en place et la validation de la modélisation de l'assemblage et de la tenue mécanique, ainsi que l'étude de sensibilité permet d'aborder l'optimisation du point d'assemblage.

L'objectif est d'augmenter la tenue mécanique à l'arrachement dans la direction Z en modifiant les paramètres du procédé d'assemblage. L'analyse de sensibilité a permis de retenir les deux paramètres les plus influents sur la tenue mécanique : la profondeur de la matrice (Pm) et le diamètre du poinçon (Rp).

4.1 Définition du problème d'optimisation - fonction coût

Comme pour la phase de *screening*, la fonction coût est la force maximum enregistrée pendant la phase d'arrachement. Cette force est filtrée pour supprimer les variations dues à la modélisation du contact (filtre gaussien (3.17)).

Le domaine d'optimisation est défini dans le Tableau 3-6.

	Valeur nominale	Plage de Variation	Valeur Optimale identifiée
Rp (mm)	1.9	[1.6 2.2]	1.96
W1(°)	5	-	
Rc (mm)	0.3	-	
W2(°)	2	-	
Pm (mm)	1.2	[-0.3 0.6]	0.16
Lm (mm)	1.1	-	
Fmax (kN)	2.03	-	
Kd(N/m)	690000	-	

Tableau 3-6 : Plage de variation des paramètres pour l'optimisation et résultats

L'optimisation est réalisée grâce à la plateforme MOOPI en utilisant la méthode de minimisation EGO-parallèle. Trois calculs sont réalisés dans la phase d'initialisation de la base de données, puis 2 calculs sont effectués par itération. L'enrichissement virtuel s'appuie sur la méthode *Kriging Believer*.

4.2 Résultats

Les résultats de l'optimisation sont présentés Tableau 3-6, Figure 3-25 et Figure 3-26.

Tout d'abord, nous pouvons noter que la méthode converge rapidement vers une zone où la force d'arrachement est supérieure à 800N. Cette valeur est obtenue en 4 itérations, soit 8 calculs du modèle direct, en plus des 3 calculs de la phase d'initialisation (Figure 3-25). Les itérations suivantes présentent ensuite une amélioration de la fonction coût beaucoup plus lente.

Après 14 itérations, le critère de l'*Expected Improvement* indique la convergence de la méthode : la surface de réponse est connue de manière fiable. La solution optimale est obtenue à la 8^{ème} itération. Les paramètres optimaux sont présentés Tableau 3-6, et la force d'arrachement associée est de 840N. L'optimisation des deux paramètres *Rp* et *Pm* permet donc un gain de 13.5% de la tenue mécanique.

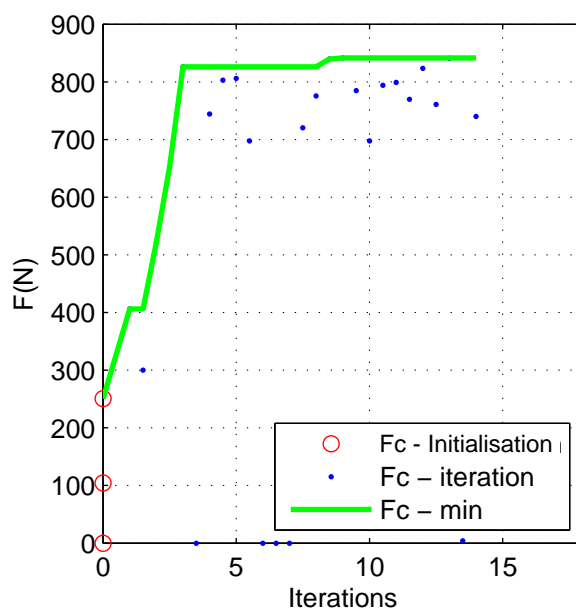


Figure 3-25 : Convergence de la méthode d'optimisation

La surface de réponse, construite pendant le processus d'optimisation, est présentée Figure 3-26. Cette surface montre que ce problème d'optimisation est relativement simple à résoudre, il est mono extrema et bien conditionné. Ces observations expliquent la rapidité de la convergence.

La zone de l'optimum présente une solution pseudo-multi-extrema, mais les variations observées dans cette zone ($1.9 < R_p < 2$ et $0.1 < P_m < 0.4$) sont de l'ordre de grandeur de l'incertitude liée à la mesure de la force d'arrachement qui est, malgré le filtrage, perturbée par l'algorithme de contact.

Cette surface de réponse permet de mettre en évidence une plage pour laquelle la tenue mécanique varie peu et est meilleure que la tenue mécanique de référence (étoile Figure 3-26). Cette zone permet donc une certaine stabilité de la valeur de la tenue mécanique vis-à-vis des paramètres du procédé.

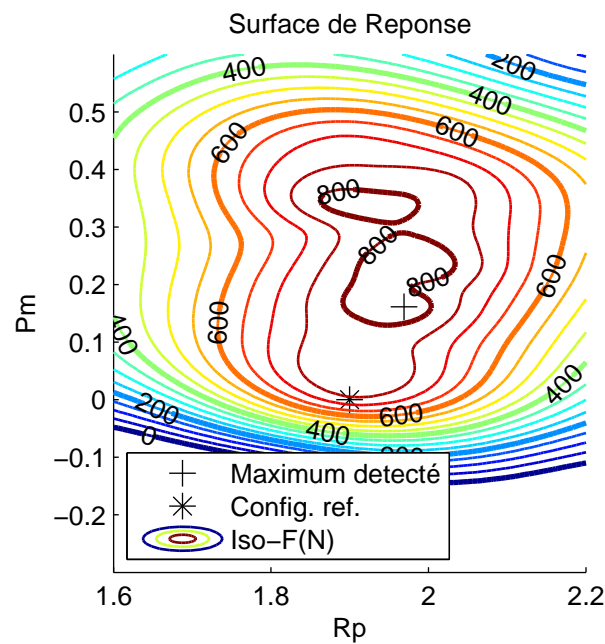


Figure 3-26 : Surface de réponse de la force d'arrachement après 30 calculs

L'observation des coupes des points après assemblage (Figure 3-27) permet d'expliquer le gain obtenu en terme de tenue mécanique. La solution optimisée propose une formation du S moins prononcée, 0.11 mm contre 0.17 mm pour la configuration de référence. Cette tendance va pourtant à l'encontre d'une augmentation de la tenue mécanique. En revanche la tenue mécanique est directement impactée par le taux d'endommagement induit par la phase de pose dans la zone du collet : la configuration optimisée réduit de 60% à 30% l'endommagement dans cette zone. Cette réduction d'un facteur 2 explique le gain de tenue mécanique, malgré l'atténuation du S.

Le rayon du poinçon est légèrement supérieur dans la configuration optimisée par rapport à la configuration de référence, et pourtant la formation du S est moins prononcée. Cela provient de la profondeur plus importante de la matrice qui crée un espace d'écoulement de la matière au cours du clinchage, et diminue ainsi l'endommagement dans la zone du collet.

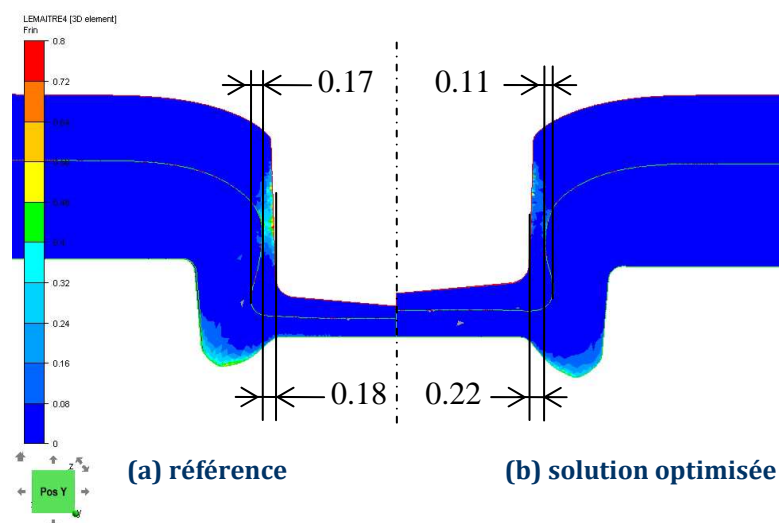


Figure 3-27 : Coupe du point assemblage - configuration de référence et optimisée

4.3 Impact sur la tenue en cisaillement (Axe X)

L'optimisation a été réalisée en ne prenant en compte que la tenue mécanique suivant l'axe du poinçon (axe Z), principalement pour conserver l'hypothèse d'axisymétrie et donc pour limiter le temps de calcul. Mais ce type de point d'assemblage est aussi sollicité en cisaillement lorsque qu'il est utilisé dans une structure plus complexe. On réalise donc un calcul de tenue mécanique en cisaillement du point avec la configuration optimisée. Les objectifs sont de vérifier que le gain de tenue mécanique suivant l'axe Z se traduit bien par un gain de tenue mécanique en cisaillement, et d'évaluer ce gain.

	Tenue mécanique traction (N)	Tenue mécanique cisaillement (N)
Configuration de référence	737	814
Configuration optimisée	840	1193
Gain (%)	13.5%	42.1%

Tableau 3-7 : Gain de tenue mécanique après optimisation du procédé d'assemblage

La tenue mécanique de cisaillement évaluée à partir de la configuration optimisée est de 1158N (Tableau 3-7), ce qui fait un gain de 42.1%. Ce gain important s'explique principalement par la diminution de l'endommagement obtenue au cours de la pose de l'assemblage dans la zone du collet (Figure 3-27). Cette zone du collet est la zone qui est principalement sollicitée pendant le chargement en cisaillement, et il est donc logique que la diminution de l'endommagement dans cette zone fasse croître la tenue mécanique. De plus, la section efficace résistante au cisaillement est augmentée, la couronne de collet passe d'une largeur de 0.18mm à 0.22mm pour la configuration optimisée. Cette augmentation va aussi dans le sens d'un accroissement de la tenue mécanique.

5 Conclusion

Dans ce chapitre une procédure d'optimisation de la tenue à l'arrachement d'un point d'assemblage par clinchage a été présentée. Cette optimisation a été réalisée en faisant varier certains paramètres géométriques des outils de clinchage. Les points clés de cette procédure sont :

- La validation de la modélisation du procédé et de la tenue mécanique du point clinché.
- La mise en place d'un chaînage automatique de ces deux modélisations, en conservant l'historique thermomécanique du matériau.
- L'étude de sensibilité dans l'objectif de discriminer les paramètres procédé les plus influents.
- L'optimisation de la tenue mécanique en elle-même.

L'optimisation a mené à un gain de 13.5% sur la tenue mécanique dans la direction Z, gain obtenu en modifiant les deux paramètres les plus influents : le rayon du poinçon et la profondeur de la matrice. Cette optimisation réalisée sur la tenue mécanique dans l'axe Z a permis, de plus, d'augmenter la tenue mécanique du point en cisaillement de 42.1%. Une

optimisation dédiée à cette sollicitation permettrait certainement d'augmenter encore ce gain, mais serait très coûteuse en temps de calcul.

Outre l'optimisation du procédé, cette étude a permis de mettre en évidence la capacité de la plateforme MOOPI à gérer des calculs complexes aussi bien dans un cadre d'analyse de sensibilité que dans un cadre d'optimisation. La volonté initiale de construire un outil capable de communiquer avec de multiples logiciels de calcul prend tout son sens ici : l'intégration de la "boîte noire" du calcul de la fonction coût, aussi complexe soit elle (Figure 3-23), est rendue possible.

La méthodologie présentée ici, appliquée à la technologie du clinchage, est applicable aux autres procédés d'assemblage par déformation plastique à partir du moment où le modèle direct est validé et automatisé.

Chapitre 4

Identification de paramètres matériaux par analyse inverse

Les chapitres précédents ont permis de mettre en place un outil d'optimisation dédié au calcul par éléments finis. Cet outil a pour objectif principal d'optimiser la tenue mécanique des assemblages en tenant compte des phases de pose et de tenue en service, tout en conservant l'histoire thermomécanique des différents matériaux entre ces deux phases. Pour réaliser cette optimisation (Figure 4-1), il est important d'avoir une bonne connaissance du comportement mécanique des matériaux mis en jeu.

Dans ce chapitre, la plateforme développée est utilisée pour l'identification par analyse inverse des paramètres des lois de comportement retenues. La majeure partie du chapitre sera consacrée à l'identification des paramètres de la loi d'endommagement de Lemaitre [Lem01] couplée à la loi de comportement élasto-plastique du matériau. Contrairement à l'identification de paramètres élastiques ou élasto-plastiques en petites déformations, l'identification de paramètres d'endommagement en grandes déformations plastiques ne permet pas l'utilisation de méthodes analytiques à partir d'essais normalisés. Il existe des méthodes expérimentales, directes (coupes et observations du taux de porosité, tomographie ...) ou indirectes (mesures de module d'Young, de densité, de résistivité électrique ...), permettant d'évaluer l'état d'endommagement dans un matériau au cours de la déformation. Ces mesures restent cependant très délicates à mettre en place, et la corrélation entre les observations et les paramètres d'un modèle (phénoménologique dans notre cas) sont discutables. C'est pourquoi on ne s'intéressera ici qu'à l'approche basée sur l'analyse inverse.

Dans un premier temps, on présentera de manière générale la méthode d'identification de paramètres rhéologiques par analyse inverse. Puis, la majeure partie de ce chapitre sera consacrée à l'étude de l'identification des paramètres du modèle d'endommagement de Lemaitre sur la base d'essais de traction. Une attention particulière sera portée à la problématique d'unicité de la solution.

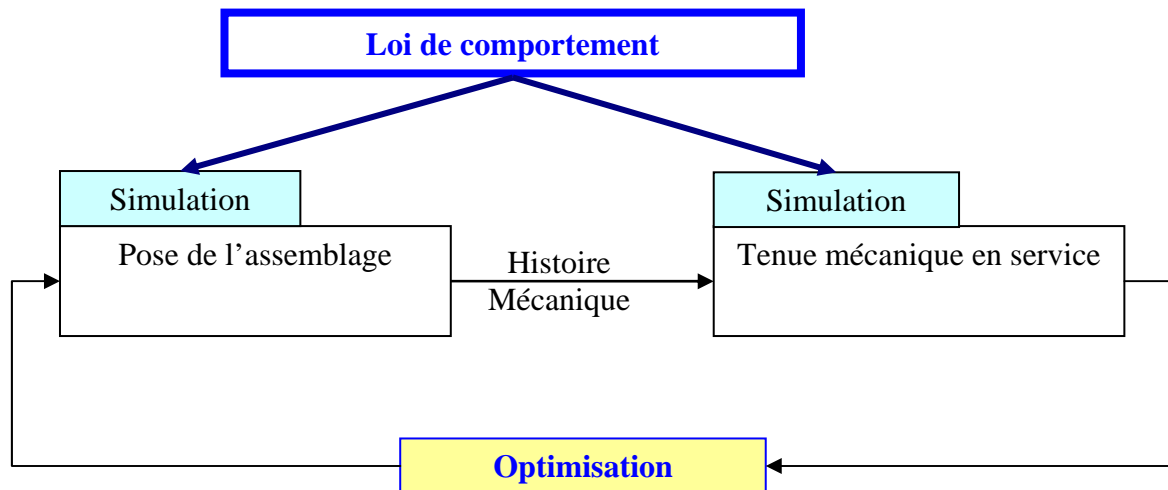


Figure 4-1 : Optimisation de la tenue mécanique des assemblages

1 Identification de paramètres matériaux par analyse inverse

La plateforme MOOPI, présentée au Chapitre 2, a pour principale fonctionnalité de minimiser une fonction coût en jouant sur les variables d'optimisation suivant le schéma présenté en Figure 4-3. L'identification par analyse inverse peut s'inscrire dans ce cadre de travail.

1.1 Définition de l'analyse inverse

Afin de définir l'analyse inverse, il est nécessaire de définir la notion de modèle direct. Un modèle direct est un modèle qui, à des paramètres d'entrée P , associe une réponse, une observable Obs (Figure 4-2). Par exemple, pour un essai de traction, le modèle direct est le logiciel de calcul éléments finis. Ce logiciel calcule, à partir des paramètres d'une loi de comportement (les paramètres d'entrée), la courbe force-déplacement (l'observable) correspondante.

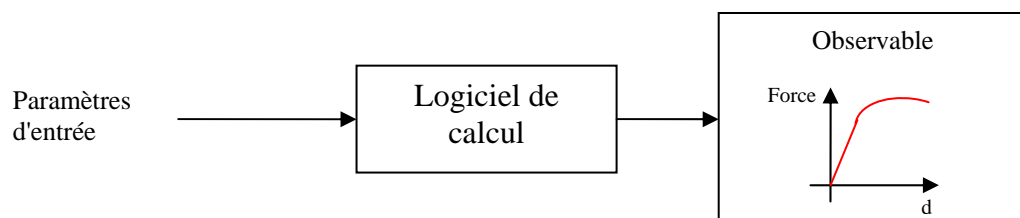


Figure 4-2: Définition du modèle direct

Le schéma Figure 4-2 peut aussi se formuler sous la forme d'une fonction :

$$Obs = F(P) \quad (4.1)$$

Le modèle direct, noté F , est donc capable d'associer à des paramètres d'entrée P une observable de sortie Obs .

Dans certain cas, les paramètres d'entrée sont inconnus et seule l'observable de sortie est connue. On souhaite alors connaître les paramètres d'entrée qui ont permis la génération de cette observable. Formellement on souhaite inverser la fonction F (définie en (4.1)) :

$$P = F^{-1}(Obs) \quad (4.2)$$

Cette inversion est impossible à expliciter dans un grand nombre de cas. On cherche alors à trouver le jeu de paramètres P qui satisfait l'équation (4.3)

$$|F(P) - Obs| = 0 \quad (4.3)$$

La résolution de cette équation se fait de manière approchée par minimisation de la fonction coût, $f_c(P)$, définie de la manière suivante :

$$f_c(P) = |F(P) - Obs| \quad (4.4)$$

L'inversion du problème direct (équation(4.2)) est donc approchée par la résolution du problème de minimisation :

$$\text{Trouver } \tilde{P} \text{ tel que } \min_{\tilde{P} \in X} (f_c(\tilde{P})) \quad (4.5)$$

où X désigne l'espace de recherche des paramètres P .

La résolution de ce problème de minimisation permet donc de trouver les paramètres P qui permettent de générer, au mieux, l'observable Obs .

Si cette observable est issue de données expérimentales, la résolution du problème inverse permet de trouver les paramètres du modèle direct, qui reproduisent au mieux le comportement expérimental et donc ainsi d'identifier les paramètres d'une loi de comportement.

Remarques :

- La précision de cette identification est fortement liée à la précision du modèle direct. Ainsi, la précision du calcul éléments finis (maillage, conditions aux limites, convergence ...) est primordiale. De même, une loi de comportement mal adaptée peut empêcher de reproduire correctement l'observable expérimentale. C'est le cas par exemple lorsque l'on utilise une loi de comportement isotrope alors que le matériau a un comportement anisotrope. Enfin, il est bien entendu indispensable que la simulation du modèle direct soit, en tout point, représentative de l'essai expérimental réalisé pour cette identification.
- Il est important d'étudier la corrélation entre les paramètres à identifier. Deux paramètres trop fortement corrélés auront une influence identique sur l'observable. Il sera alors plus difficile de les identifier de manière unique.

- La « richesse » de l'observable et sa représentativité par rapport aux paramètres que l'on souhaite identifier sont également des paramètres importants à considérer. Comme nous le verrons par la suite, l'utilisation d'une seule observable globale (courbe force-déplacement par exemple) peut conduire à une non unicité de la solution ; surtout lorsque plusieurs paramètres doivent être identifiés. Ainsi, l'utilisation de plusieurs observables, ou encore d'observables locales, directement impactées par les paramètres que l'on souhaite identifier, donne souvent de meilleurs résultats.

1.2 Intégration dans la plateforme MOOPI

L'analyse inverse, telle qu'elle est définie précédemment, peut se voir comme la minimisation d'une fonction coût spécifique (équation(4.4)). Cette minimisation est gérée par la plateforme MOOPI. Pour cela, la définition d'une boîte noire spécifique est nécessaire. Le schéma de communication général est rappelé en Figure 4-3.

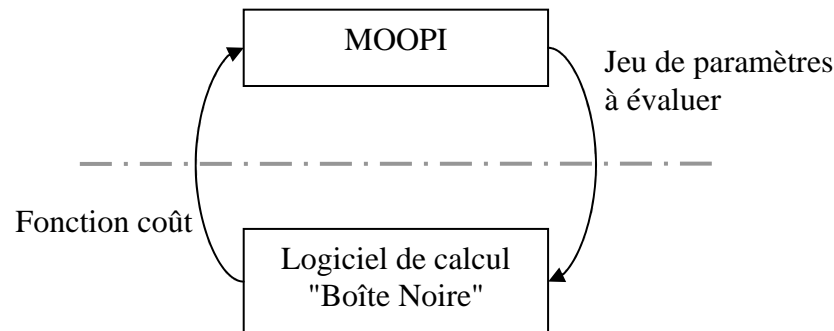


Figure 4-3 : Plateforme MOOPI

Cette "boîte noire" est décrite en Figure 4-4. La fonction coût est construite par comparaison de deux observables, l'une numérique issue du modèle direct, l'autre expérimentale.

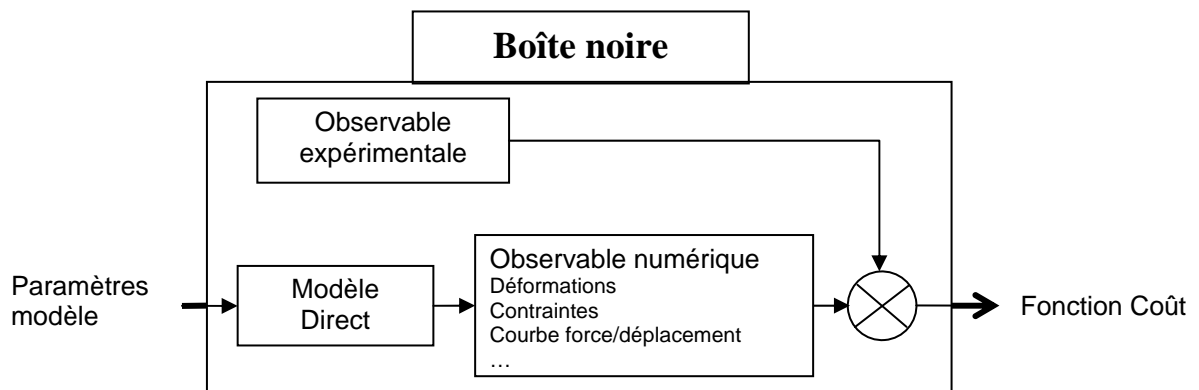


Figure 4-4 : Définition de la "boîte noire" pour l'analyse inverse

La nature des observables, ainsi que la construction de la fonction coût seront détaillées ultérieurement.

2 Le modèle direct

2.1 Définition du modèle direct

La description du modèle élasto-plastique endommageable au chapitre 3 permet de définir le modèle direct à intégrer dans le processus d'identification par analyse inverse (Figure 4-2).

Le Tableau 4-1 recense l'ensemble des paramètres du modèle de comportement décrit au chapitre 3 - paragraphe 1.

Paramètres	Dénomination	Modèle
E	Module d'Young	Loi d'élasticité (3.3)
ν	Coefficient de Poisson	Loi d'élasticité (3.3)
σ_y	Seuil d'écrouissage	Ecrouissage isotrope (3.5)
K	Consistance	Ecrouissage isotrope (3.5)
n	Exposant d'écrouissage	Ecrouissage isotrope (3.5)
b	Paramètre matériau de la loi d'évolution de l'endommagement	Loi d'évolution de l'endommagement(3.8)
S_0	Paramètre matériau de la loi d'évolution de l'endommagement	Loi d'évolution de l'endommagement (3.8)
w_c	Endommagement critique	Loi d'évolution de l'endommagement (3.8)
$\bar{\epsilon}_d$	Seuil d'amorçage de l'endommagement	Loi d'évolution de l'endommagement (3.8)
l_c	Longueur critique	Régularisation de l'endommagement (3.13)
h	Coefficient de refermeture de porosités en compression	Régularisation de l'endommagement en compression (3.8)

Tableau 4-1 : Paramètres d'entrée du modèle direct - modélisation élasto-plastique endommageable

Les observables disponibles sont nombreuses. L'observable la plus couramment utilisée est la courbe force-déplacement, mais on peut également citer certaines observables locales telles que les champs de déplacement et de déformation.

Il est aussi important de bien différencier une grandeur observable, d'une grandeur pilote de la simulation. Par exemple lors d'un essai de traction piloté en déplacement, le déplacement est la grandeur pilote et la force une grandeur observable. Inversement lors d'un essai de

fluage à force constante, la force est la grandeur pilote et le déplacement la grandeur observable.

2.2 Hypothèses relatives aux aspects numériques de la résolution du modèle

Comme nous l'avons vu au chapitre 3, suivant le type de couplage ou l'aspect non local du modèle d'endommagement utilisé, le modèle direct peut souffrir d'une certaine dépendance au pas de temps ou à la taille de maille.

Dans le cadre de ce travail et pour s'affranchir de ces dépendances numériques, l'identification des paramètres matériaux est réalisée dans des conditions numériques fixes, et comparables à celles qui sont utilisées pour les simulations des procédés d'assemblage.

Pour la suite du chapitre on travaillera donc avec la discrétisation suivante :

- pas de temps : 0.1 seconde, vitesse de traction 1 mm /s
- taille de maille : 0.5 mm dans la zone centrale de l'éprouvette (Figure 4-14)

La spécification de chacun des paramètres du Tableau 4-1, ainsi que des paramètres numériques, permet de définir le modèle direct.

3 Identification à partir d'observables globales

Dans ce chapitre, l'identification par analyse inverse est réalisée sur la base d'observables globales. Une observable globale est définie comme une grandeur macroscopique mesurable, par exemple la force lors d'un essai de traction. Elle s'oppose à des observables locales, telles qu'une déformation mesurée par une jauge de déformation, ou par des méthodes optiques de mesure de champs. Ces types d'observables seront traités dans le chapitre suivant : le Chapitre 5.

Avant d'exploiter des informations très riches issues de méthodes de mesure avancées, on souhaite exploiter les informations disponibles avec un essai de traction classique. Ce type d'essai est relativement simple à mettre en place, et est très répandu dans le domaine industriel. Cette première approche permettra de plus de bien expliciter le module d'analyse inverse, et de montrer comment la fonction coût peut être exploitée pour mettre en évidence la présence de minima locaux.

3.1 Essai de traction - Mesure de l'observable force/déplacement

Les essais de traction simple sont réalisés sur des machines classiques de traction. Le CEMEF dispose d'une machine de traction-compression hydropneumatique Dartec® d'une capacité de 30 Tonnes. La force est mesurée par une cellule d'une capacité de 50KN. L'allongement de l'éprouvette est mesuré soit par le déplacement de la traverse, soit par un extensomètre situé sur la zone utile de l'éprouvette. Cette dernière solution est bien entendu plus précise mais peut poser problème lorsque l'on réalise des essais avec de grandes

déformations plastiques jusqu'à la rupture de l'éprouvette. Le déplacement peut également être mesuré par mesure optique comme nous le verrons dans le chapitre suivant.

Ces moyens d'essai permettent d'obtenir une courbe force/déplacement de l'essai de traction jusqu'à la rupture de l'éprouvette. Cette courbe constitue l'observable expérimentale.

3.2 Construction d'une fonction coût adaptée au problème d'adoucissement/rupture

3.2.1 Normalisation de la fonction coût

A ce stade du processus d'identification, on dispose de l'observable numérique, générée par le modèle direct, et d'une observable expérimentale, issue de l'essai de traction. La construction de la fonction coût consiste à évaluer l'écart, au sens des moindres carrés, entre ces deux observables.

La forme la plus commune de cette fonction est issue de la norme L2 :

$$fc(P) = \sum_{i=1}^n (Obs_i^{num}(P) - Obs_i^{exp})^2 \quad (4.6)$$

où n est le nombre de points de mesure, Obs_i^{num} et Obs_i^{exp} sont respectivement les valeurs des mesures des observables numériques et expérimentales, et P le jeu de paramètres testé.

Cette formulation est très largement utilisée dans la résolution de problèmes inverses ; elle est par exemple utilisée par Springmann et Kuna [Spr03] pour identifier les paramètres du modèle d'endommagement de Rousselier.

La formulation brute (4.6) renvoie une valeur de fonction dépendante de l'ordre de grandeur de l'observable. Une formulation permettant de normaliser la valeur de la fonction coût prend la forme suivante :

$$fc(P) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Obs_i^{num}(P) - Obs_i^{exp})^2}{\sum_{i=1}^n (Obs_i^{exp})^2}} \quad (4.7)$$

Cette formulation adimensionnelle est présente dans les travaux de Harth et al. [Har04]. Cette formulation permet notamment à Hart de construire une fonction sur la base de plusieurs observables issues de différents essais en réalisant directement une somme de ses fonctions coût.

La formulation normalisée sous la forme (4.7) a cependant un inconvénient. Lorsque l'observable numérique tend vers 0, la valeur de la fonction coût tend vers 1 (Figure 4-5, trait plein bleu). Cette limite peut être source de problème pour la méthode d'optimisation : toute une plage de paramètres peut mener à une valeur de fonction coût égale à 1 et donc ralentir la convergence de la méthode.

Pour résoudre ce problème on propose donc une formulation légèrement différente :

$$fc(P) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Obs_i^{num}(P) - Obs_i^{exp})^2}{\min\left(\sum_{i=1}^n (Obs_i^{exp})^2, \sum_{i=1}^n (Obs_i^{num}(P))^2\right)}} \quad (4.8)$$

Cette formulation permet de ne plus avoir une limite finie de la fonction coût lorsque l'observable numérique tend vers 0 (Figure 4-5, trait pointillé vert).

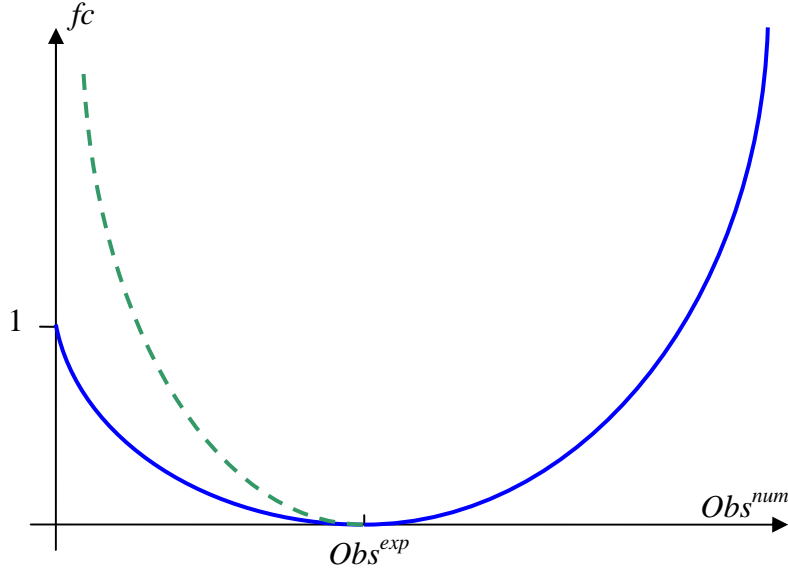


Figure 4-5 : Fonction coût normalisée - illustration du cas où Obs_{num} tend vers 0, trait plein bleu formulation (4.7), trait pointillé vert formulation (4.8)

3.2.2 Prise en compte de la fréquence d'échantillonnage des mesures

La formulation proposée en (4.8) donne un poids identique à chaque point de mesure de l'observable. Les zones avec un échantillonnage fort auront donc un poids plus fort dans le calcul de la fonction coût. La minimisation de celle-ci aura donc tendance à privilégier la minimisation de l'écart dans ces zones. Pour rendre la fonction coût indépendante du taux d'échantillonnage on propose une formulation inspirée de la norme L2 au sens des intégrales :

$$fc(P) = \sqrt{\frac{\int_x (Obs^{num}(P, x) - Obs^{exp}(x))^2 dx}{\min\left(\int_x (Obs^{exp}(x))^2 dx, \int_x (Obs^{num}(P, x))^2 dx\right)}} \quad (4.9)$$

Cette forme, une fois discrétisée (équation(4.10)) fait apparaître le pas d'échantillonnage Δx_i .

$$\begin{cases} fc(P) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Obs_i^{num}(P) - Obs_i^{exp})^2 \Delta x_i}{\min\left(\sum_{i=1}^n (Obs_i^{exp})^2 \Delta x_i, \sum_{i=1}^n (Obs_i^{num}(P))^2 \Delta x_i\right)}} \\ \Delta x_i = x_i - x_{i-1} \end{cases} \quad (4.10)$$

Cette formulation permet d'exploiter des observables issues d'une résolution éléments finis à pas de temps variable, et des observables expérimentales issues de capteurs à taux d'échantillonnage variable.

On pourra par la suite ajouter une fonction $\omega(x_i)$ de pondération si l'on souhaite donner un poids plus important à une partie de l'observable. La fonction coût utilisée dans la suite de ce chapitre prend donc la forme suivante :

$$\begin{cases} fc(P) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n [\omega(x_i) \cdot (Obs_i^{num}(P) - Obs_i^{exp})]^2 \Delta x_i}{\min\left(\sum_{i=1}^n (\omega(x_i) \cdot Obs_i^{exp})^2 \Delta x_i, \sum_{i=1}^n (\omega(x_i) \cdot Obs_i^{num}(P))^2 \Delta x_i\right)}} \\ \Delta x_i = x_i - x_{i-1} \end{cases} \quad (4.11)$$

La fonction coût présentée ci-dessus (4.11) fait l'hypothèse que les mesures des observables sont coïncidentes, c'est-à-dire que pour une courbe force/déplacement chaque mesure de force F_i , expérimentale et numérique, est réalisée pour un même déplacement d_i . Or, dans la plupart des cas, cette hypothèse n'est pas vérifiée. Pour obtenir ces points coïncidents, une interpolation linéaire de l'observable expérimentale est réalisée.

3.2.3 Adaptation au phénomène d'adoucissement et de rupture

a) Problématique

La Figure 4-6 présente, schématiquement, les observables expérimentale et numérique d'un essai de traction. Le calcul de la fonction coût dans la *zone 1* (Figure 4-6) ne pose pas de problème particulier. En revanche, le calcul de la fonction coût dans la *zone 2* (Figure 4-6) est plus délicat. Proche de la zone de rupture, pour un déplacement donné, l'une des deux observables n'est plus disponible. C'est-à-dire que la rupture a eu lieu pour deux allongements différents. Cette zone est pourtant une zone primordiale pour l'identification des paramètres de la loi d'endommagement ; il est donc nécessaire de bien évaluer l'écart entre les deux observables dans cette zone.

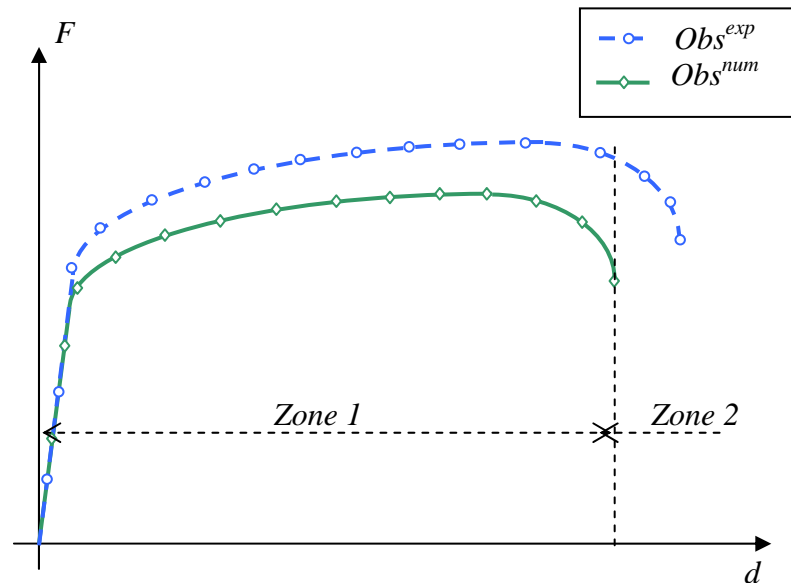


Figure 4-6 : Description schématique des observables force/déplacement numérique et expérimentale pour un essai de traction

Afin d'illustrer les différentes évolutions du calcul de la fonction coût, on considère les paramètres élasto-plastiques connus, et on trace la surface de réponse de la fonction coût suivant deux paramètres du modèle d'endommagement : S_0 et $\bar{\varepsilon}_d$. La fonction coût est évaluée sur la base d'une observable expérimentale virtuelle, c'est-à-dire issue directement du modèle direct pour un jeu de paramètres donné (ce jeu de paramètres étant censé représenter la solution optimale de l'analyse inverse). Ce type de test sera présenté plus en détail dans la partie 3.3 de ce même chapitre. Les plages de recherche des paramètres sont normalisées pour varier entre -1 et 1. Les paramètres optimaux sont situés au centre du domaine en (0,0), le domaine est représenté dans l'échelle réduite [-1,1].

b) Première solution

La première solution envisagée est de calculer la fonction coût sur la fenêtre où les deux observables sont disponibles, c'est-à-dire la *zone 1* de la Figure 4-6. La surface de réponse obtenue est présentée Figure 4-7.

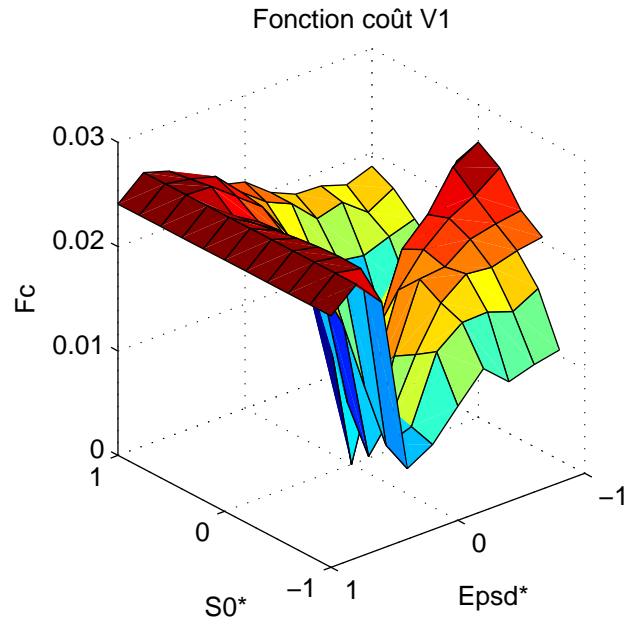


Figure 4-7 : Fonction coût version 1 - Surface de réponse

Cette surface de réponse présente trois problèmes :

- Pour des valeurs de S_0^* faibles c'est-à-dire proche de -1, la fonction coût décroît vers un autre minimum que celui situé au centre du domaine. Cette zone est représentative d'un cas pathologique de cette méthode de calcul (Figure 4-8). Si la rupture est très rapide, que la phase d'adoucissement est quasi inexistante, le calcul de la fonction coût est réalisé uniquement sur la première partie de la courbe. Dans cette partie les deux observables sont très proches (on considère ici que les paramètres élasto-plastiques sont connus). Un écart apparaît uniquement lors de la rupture, mais cet écart à un impact très faible dans le calcul de la fonction coût. En effet, en plus d'être très bref, cet écart est pondéré par un pas d'échantillonnage Δx (4.11) très faible.

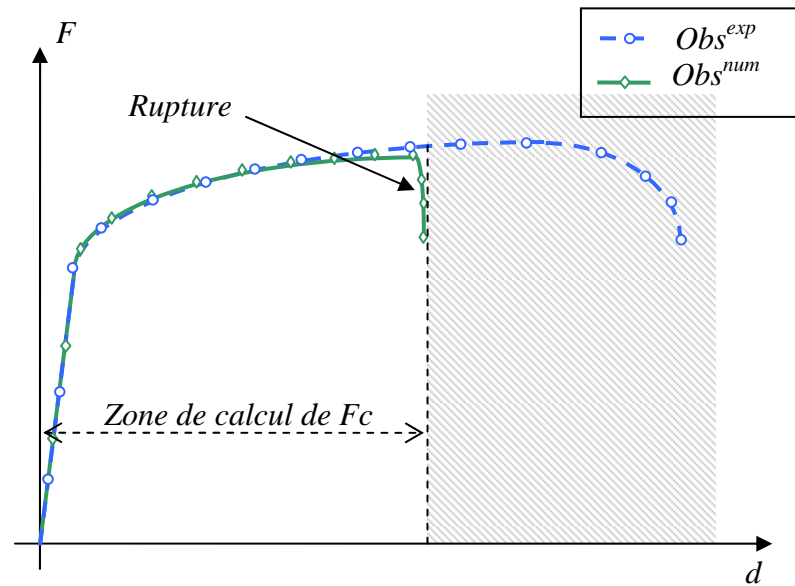


Figure 4-8 : Description schématique des observables force/déplacement - cas d'une phase d'adoucissement quasi inexistant

- Pour des valeurs de $\bar{\varepsilon}_d^*$ fortes, la fonction coût reste constante lorsque S_0^* varie. Cette zone correspond à un autre cas pathologique (illustré Figure 4-9). Les deux observables numériques, représentées Figure 4-9, ont un allongement à la rupture différent, mais cette différence se situe hors de la zone de calcul de la fonction coût, les valeurs des fonctions coût associées à ces deux observables numériques sont donc identiques. Cela explique l'apparition d'une zone où la fonction coût est constante sur la surface de réponse Figure 4-7.

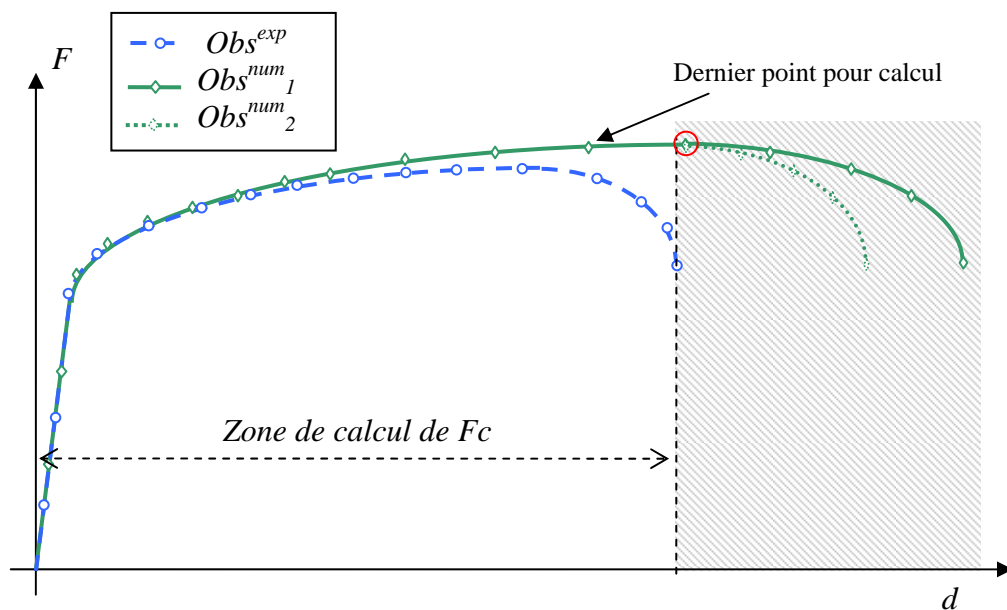


Figure 4-9 : Description schématique des observables force/déplacement - cas d'un allongement à rupture numérique grand

- La surface de réponse est bruitée. Ce bruit est bien visible dans la zone où S_0^* est grand. Ce bruit est principalement dû à la position du dernier point de l'observable numérique utilisé pour le calcul de la fonction coût (4.11). Ce problème est illustré Figure 4-9. Si le point repéré par le cercle rouge est utilisé ou non pour le calcul de la fonction coût (suivant son abscisse d_i) la valeur de celle-ci sera légèrement perturbée, ce qui aboutit à une réponse bruitée.

Cette première approche n'est pas acceptable ; les trois problèmes soulevés ici rendent très difficile la résolution du problème de minimisation.

c) Adaptation de la fonction coût au problème d'adoucissement-rupture

Pour résoudre les trois difficultés évoquées précédemment, on complète les deux observables avec des points supplémentaires. Lorsque l'observable n'est plus disponible, elle est complétée par n mesures valant zéro, réparties entre la dernière mesure disponible et une valeur d_{max} définie en fonction de l'essai réalisé (Figure 4-10). Le calcul de la fonction coût est alors réalisé sur la plage allant de zéro à d_{max} .

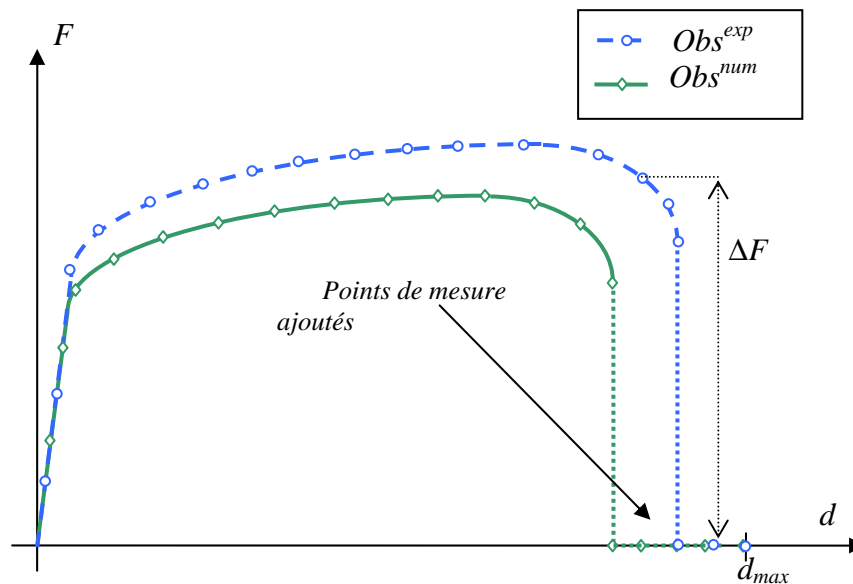


Figure 4-10 : Description schématique des observables force/déplacement - observables complétées par n points supplémentaires jusqu'au déplacement d_{max}

Compléter les mesures permet de résoudre les 3 problèmes observés sur la Figure 4-7. En effet, aucune des trois pathologies n'est visible sur la surface de réponse obtenue en complétant les mesures, Figure 4-11.

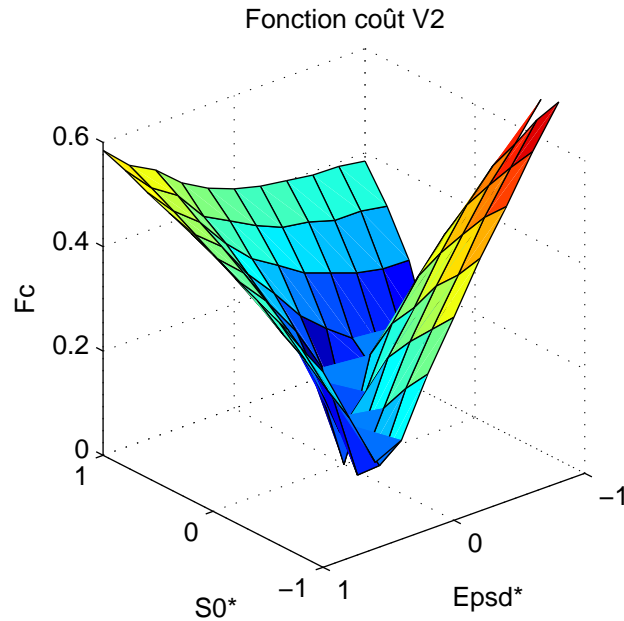


Figure 4-11 : Fonction coût version 2 - Surface de réponse

La fonction coût, calculée en complétant les mesures par des points de mesure de force nulle, prend des valeurs très importantes si l'on s'éloigne de la solution optimale. En effet, on ajoute des termes de l'ordre de ΔF^2 (Figure 4-10) dans la fonction coût. Une forte différence de gradient apparaît sur la surface de réponse (Figure 4-11), forte différence qui induit un problème mal conditionné. Ce qui pénalise le processus de minimisation.

Pour limiter ce phénomène on propose de compléter les mesures par des points, non plus de force nulle, mais de la valeur du dernier point de mesure de l'observable expérimentale F_{fin} (Figure 4-12). Cette dernière modification permet d'aboutir à une surface de réponse (Figure 4-13) avec des différences de gradient plus faibles, et donc plus simple à exploiter par la procédure de minimisation.

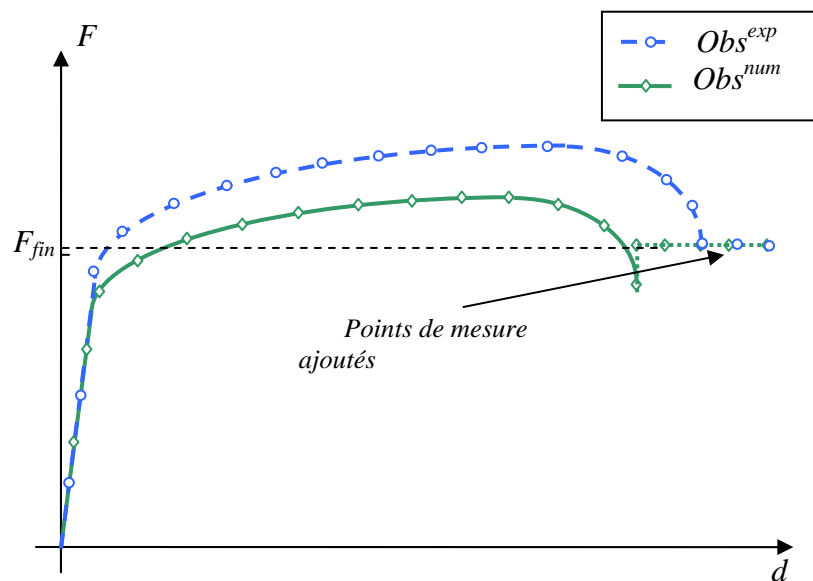


Figure 4-12 : Description schématique des observables force/déplacement - observables complétées par F_{fin}

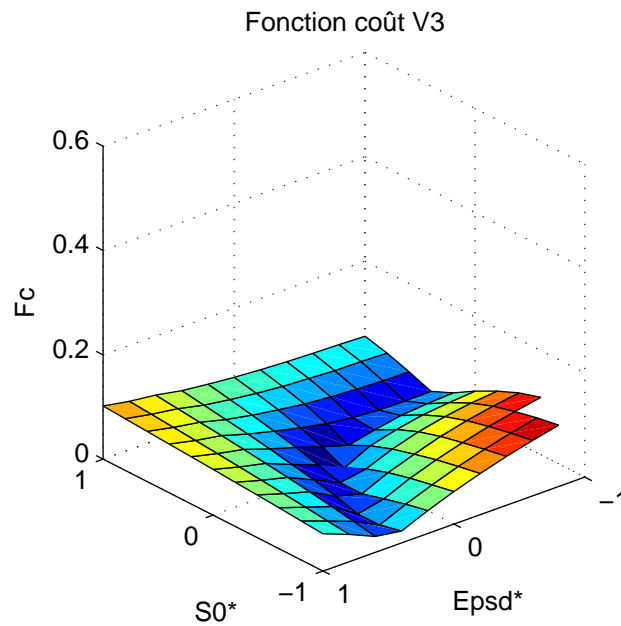


Figure 4-13 : Fonction coût version 3 - Surface de réponse

La construction de cette fonction adaptée au problème d'adoucissement-rupture permet de bien évaluer les différentes solutions testées lors du processus de minimisation. Le calcul de la fonction coût est une étape primordiale pour la réussite et la précision du processus d'identification : la fonction coût est le seul point de communication entre le modèle direct et la méthode de minimisation.

La formulation proposée (4.11) ainsi que la méthode de gestion de la zone de rupture décrite ci-dessus permettent de bien atteindre cet objectif.

3.3 Etude de sensibilité par rapport aux paramètres du modèle

On propose tout d'abord de réaliser une analyse de sensibilité de la fonction coût par rapport aux paramètres du modèle. L'objectif est d'analyser l'impact de chacun des paramètres sur la valeur de la fonction et ainsi de pouvoir caractériser le problème d'identification par analyse inverse. Pour pouvoir par la suite le résoudre de manière efficace.

3.3.1 Méthodologie

Afin de réaliser cette étude de sensibilité, on travaille sur la base d'un essai virtuel. C'est-à-dire que l'observable numérique est générée par une exécution du modèle direct avec un jeu de paramètres matériau donné, qui sera donc le jeu de paramètres à identifier. Travailler avec une observable virtuelle permet d'une part de connaître la solution du problème d'identification et donc d'analyser l'efficacité de la méthode. Cela permet d'autre part de s'affranchir des incertitudes expérimentales et numériques, puisque les deux observables sont générées dans les mêmes conditions, en terme de paramètres numériques. Cela permet enfin d'utiliser le même maillage et le même pas de temps pour s'affranchir d'éventuelles dépendances numériques et ainsi se concentrer sur la méthode d'identification par analyse inverse.

Paramètres	Jeu 1
E	69000 MPa
ν	0.3
σ_y	46 MPa
K	430 MPa
n	0.34
b	1
S_0	0.7 MPa
w_c	0.8
$\bar{\varepsilon}_d$	0.16
l_c	0.06 mm
h	0.2

Tableau 4-2 : Jeu de paramètres de référence pour la génération d'un essai virtuel

L'essai de traction modélisé est un essai normalisé (éprouvette de traction prismatique NF EN 10002-1), les dimensions sont données Figure 4-14.a, l'épaisseur est de 1mm.

On réalise un calcul éléments finis en considérant les paramètres matériau détaillés dans le Tableau 4-2, Jeu 1.

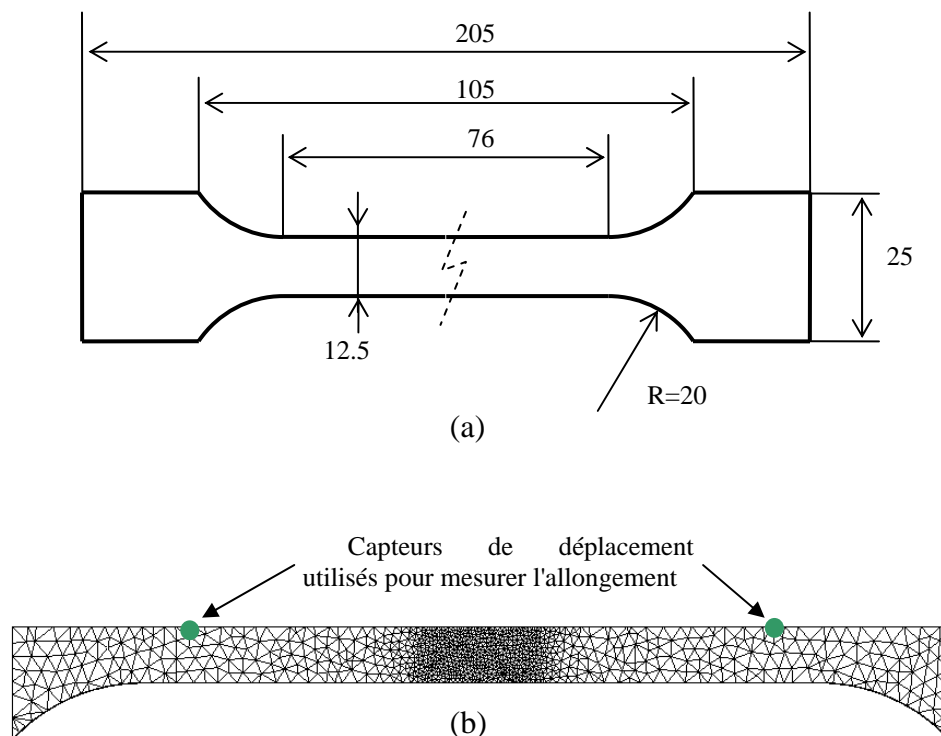


Figure 4-14 : Epreuve de traction normalisée pour produit plat - (a) dimensions (mm) - (b) maillage éléments finis

Pour ce test, un quart de l'éprouvette est modélisé, un maillage fin dans la zone de localisation de l'endommagement est utilisé (Figure 4-14b). La courbe force/déplacement ainsi obtenue est tracée Figure 4-15. Le déplacement est mesuré à l'aide de deux capteurs de

déplacement (Figure 4-14b), capteurs qui permettent de recréer une mesure d'allongement comparable à une mesure expérimentale par un extensomètre. L'allongement est mesuré sur le centre de la zone utile et sa longueur initiale est de 50mm.

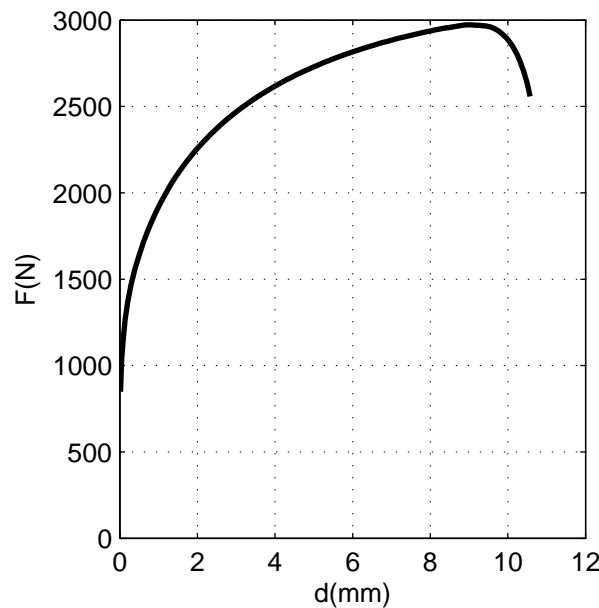


Figure 4-15 : Courbe force/déplacement - observable virtuelle générée à partir du jeu de paramètres 1 (Tableau 4-2)

3.3.2 Analyse de sensibilité par surface de réponse

Un ensemble de calculs est réalisé dans le but de faire une analyse de sensibilité par rapport aux paramètres du modèle d'endommagement. On propose ici une analyse de sensibilité par surface de réponse, c'est-à-dire que l'on réalise un « mappage » régulier d'une zone de l'espace des paramètres, zone située autour du jeu de paramètres optimum. Pour chaque surface de réponse, 121 calculs sont lancés suivant une grille régulière de 11x11. Pour chacune de ces surfaces, seuls deux paramètres varient. Cette méthode est dite globale, en opposition aux méthodes locales de calcul des matrices de sensibilité, méthodes qui ont été très largement exploitées dans les travaux de thèse de R. Forestier [For04]. La construction de ces surfaces de réponse est très coûteuse en temps de calcul, mais elle apporte une information très riche concernant la sensibilité de l'observable par rapport aux paramètres.

Les surfaces présentées ici se concentrent sur les paramètres du modèle d'endommagement, et l'on fait donc l'hypothèse que les paramètres élasto-plastiques sont parfaitement connus.

Les surfaces de réponse ainsi obtenues sont présentées Figure 4-16 à Figure 4-21.

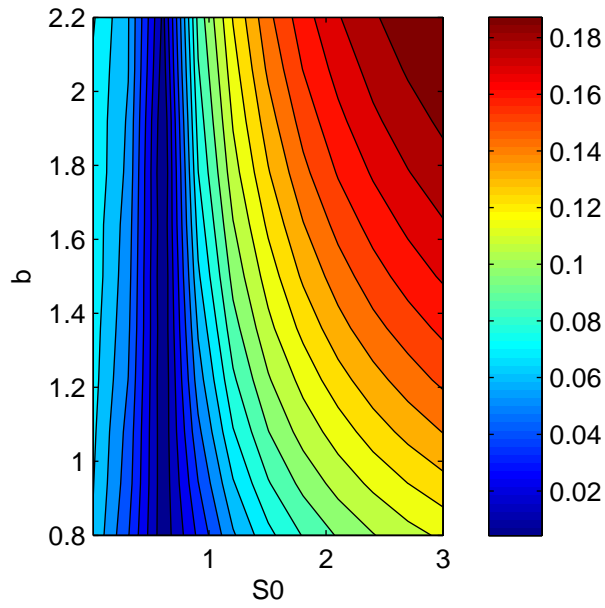


Figure 4-16 : Surface de réponse - observable :
force – paramètres étudiés : b/S_0

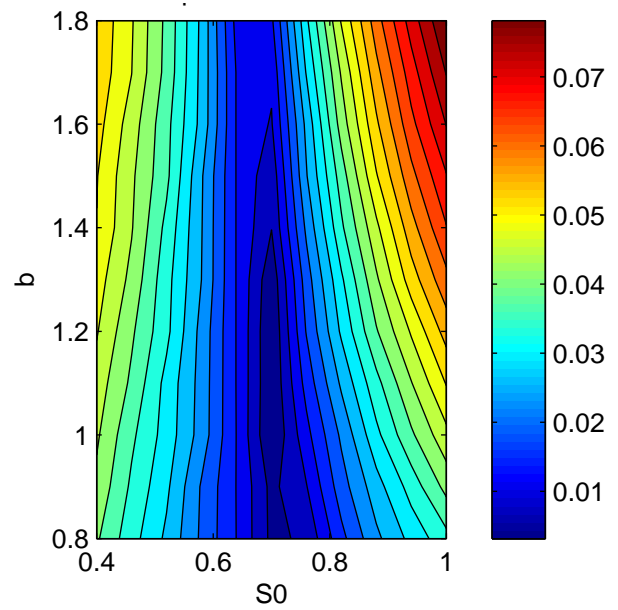


Figure 4-17 : Surface de réponse - observable :
force – paramètres étudiés : b/S_0 - détail

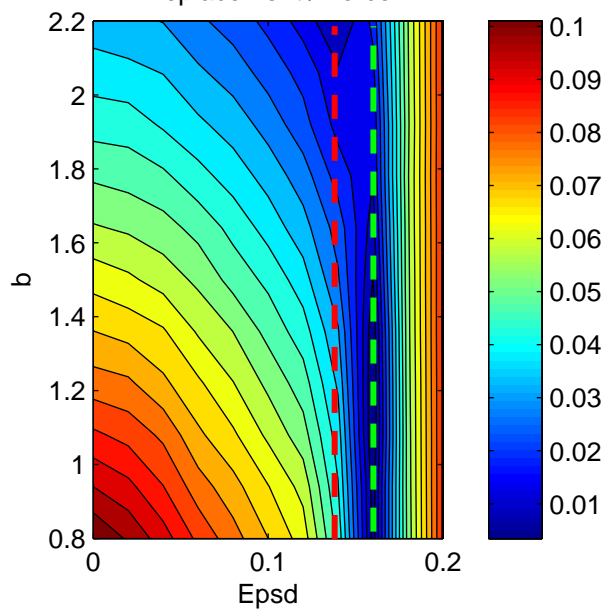


Figure 4-18 : Surface de réponse - observable :
force – paramètres étudiés : $b/\bar{\epsilon}_d$

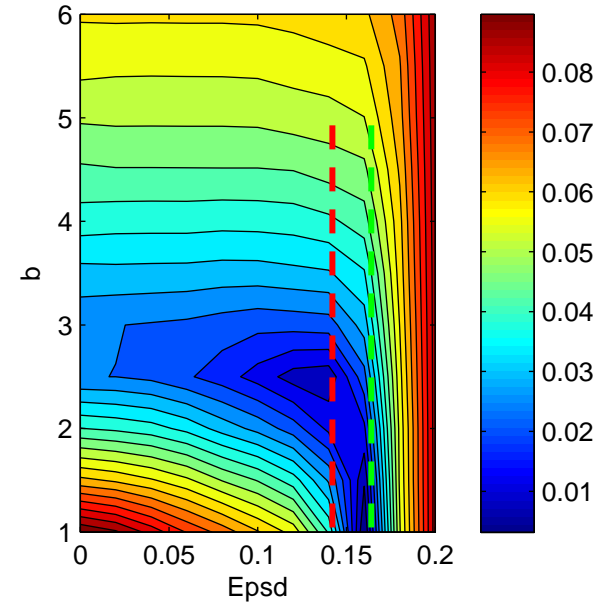


Figure 4-19 : Surface de réponse - observable :
force – paramètres étudiés : $b/\bar{\epsilon}_d$ - plage élargie
du paramètre b

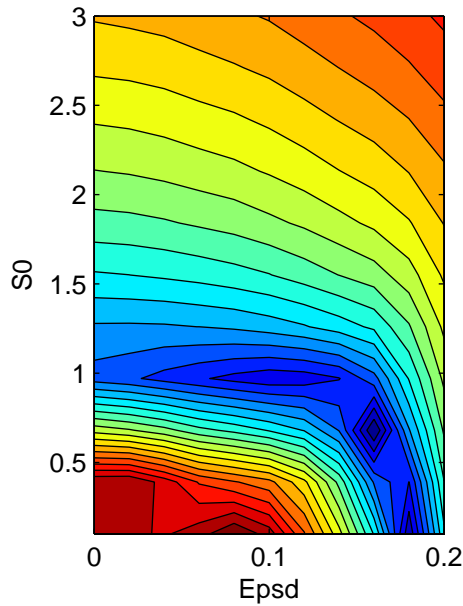


Figure 4-20 : Surface de réponse - observable :

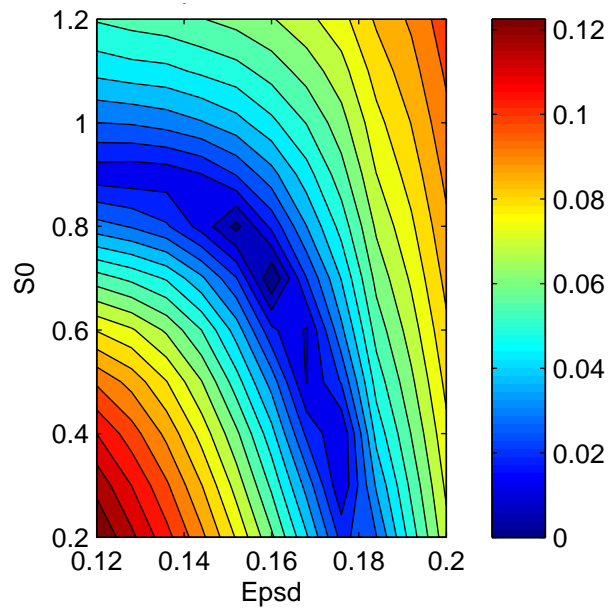
 force – paramètres étudiés : $S_0/\bar{\varepsilon}_d$


Figure 4-21 : Surface de réponse - observable :

 force – paramètres étudiés : $S_0/\bar{\varepsilon}_d$ - détail

- Figure 4-16, Figure 4-17 : le paramètre S_0 présente une forte sensibilité sur ces différentes surfaces de réponse. La valeur optimum de S_0 est facilement détectable pour une valeur du paramètre b donnée. En revanche, le paramètre b a une sensibilité très faible sur la fonction coût, cette sensibilité est cependant visible sur la Figure 4-17 où le domaine d'étude est réduit autour du jeu de paramètres optimum. Cette surface ne montre pas de couplage important entre les paramètres b et S_0 dans la zone de l'optimum.
- Figure 4-18, Figure 4-19 : cette surface de réponse présente une forte sensibilité par rapport au paramètre $\bar{\varepsilon}_d$ lorsque b est faible ($b < 1.5$). Dans cette même zone, la sensibilité par rapport au paramètre b est faible. La surface de réponse Figure 4-19, où la plage de variation de b a été agrandie, fait apparaître un minimum local ($b=2.5$, $\bar{\varepsilon}_d=0.14$). La sensibilité autour de ce minimum local est relativement faible. Deux séries de calculs supplémentaires ont été réalisées pour analyser ce minimum local. La Figure 4-22 présente l'évolution de la fonction coût en fonction de b , pour deux valeurs de $\bar{\varepsilon}_d$. Ces deux cas sont matérialisés par les traits pointillés sur la Figure 4-18 et la Figure 4-19. Les deux minima apparaissent. La valeur de la fonction coût relative à ce minimum local est plus élevée que celle relative au minimum global mais l'écart est faible.

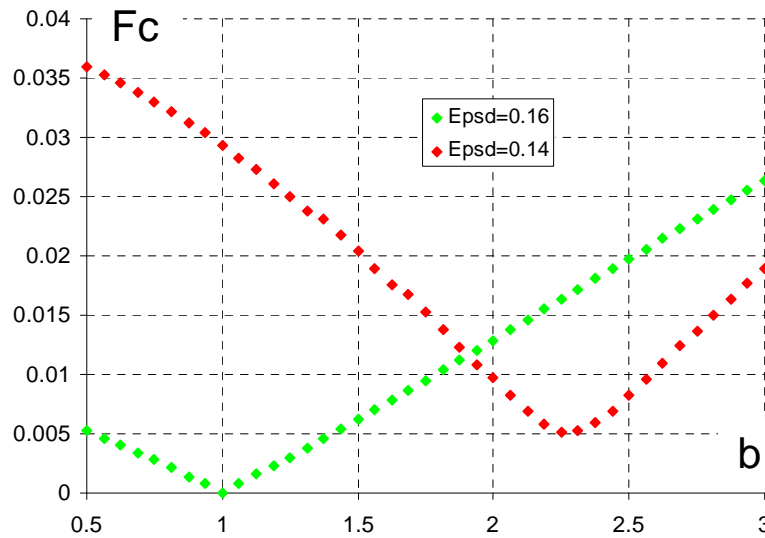


Figure 4-22 : Evolution de la fonction coût en fonction de b pour deux valeurs de $\bar{\epsilon}_d$ données

- Figure 4-20, Figure 4-21 : la surface de réponse présente une sensibilité forte par rapport aux paramètres S_0 et $\bar{\epsilon}_d$. Sur les deux figures, des minima locaux apparaissent mais ils sont le fruit du tracé des iso-valeurs de la fonction coût (voir remarque suivante). La zone de l'optimum, la vallée, est de forme courbe, et ne semble pas particulièrement orientée suivant un axe principal. L'identification couplée de ces deux paramètres est donc obligatoire lorsque l'on utilise la seule observable courbe Force/Déplacement.

Remarque relative au tracé des iso-valeurs : les iso-valeurs de la fonction coût sont tracées sur la base d'une grille régulière et en utilisant une interpolation linéaire. Les minima locaux qui apparaissent sur les Figure 4-20 et Figure 4-21 sont le fruit de ce tracé et ne sont pas représentatifs de multiples extrema.

Cette analyse de sensibilité globale permet de mieux comprendre la variation de l'observable vis-à-vis de l'espace de recherche lors d'un processus d'identification par analyse inverse. Elle fait apparaître le caractère multi-extrema, et mal conditionné du problème de minimisation : le gradient présente une forte anisotropie. L'utilisation d'une méthode d'optimisation globale d'ordre 0 se justifie donc. Les méthodes d'ordre zéro sont bien adaptées aux problèmes multi-extrema, et sont peu sensibles aux problèmes mal conditionnés. La vitesse de convergence des méthodes d'ordre 1 ou 2 peut être fortement ralentie sur des problèmes mal conditionnés, par exemple sur des problèmes se rapprochant de la fonction de Rosenbrock présentés au chapitre 2.

Lors de l'identification des paramètres du modèle de Lemaitre, il est couramment fait l'hypothèse forte que b prend une valeur fixe ; b étant alors exclu des paramètres à identifier. Cette hypothèse provient de la faible sensibilité de l'observable force-déplacement vis-à-vis du paramètre b (Figure 4-18). Dans les travaux de S. Fayolle [Fay08], b est fixé à 1 pour les alliages d'aluminium et 2 pour les aciers ductiles. Mashayekhi et al. [Mas06] fixent b à 1 pour un acier A533. Cependant, la Figure 4-19 montre l'existence d'une solution convenable (valeur de fonction coût inférieure à 1%) pour ($b=2.5$, $\bar{\epsilon}_d=0.14$). Cette valeur de b est bien différente de la valeur initiale utilisée dans le jeu de paramètres 1 du Tableau 4-2. Le fait de

fixer ainsi la valeur du paramètre b est une hypothèse forte qui est généralement faite pour simplifier le problème d'identification. Une telle hypothèse peut cependant fausser les résultats en manquant un autre jeu de paramètres valable pour une valeur de b différente.

Toute cette problématique vient du fait que l'on essaie d'identifier trois paramètres d'endommagement sur la base d'une seule observable, globale qui plus est. L'unicité de la solution n'est alors pas garantie, et il est parfois nécessaire de fixer l'un des paramètres pour permettre à l'algorithme de minimisation de converger vers un seul minimum. Une autre solution, plus physique, consisterait à augmenter le nombre d'observables pour enrichir le problème de minimisation.

3.3.3 Identification virtuelle

L'analyse globale de sensibilité nous a permis de matérialiser l'évolution de la fonction coût sur l'ensemble du domaine de recherche. La prochaine étape, proposée ici, est de réaliser une identification des paramètres matériaux. On parlera ici d'identification « virtuelle » car l'observable expérimentale utilisée comme référence est, en réalité, issue d'un essai numérique. Cette observable est présentée Figure 4-23. Pour ce premier test, on fait l'hypothèse que les paramètres élasto-plastiques sont connus. Les courbes force/déplacement coïncident donc parfaitement lorsque le processus d'endommagement n'est pas encore déclenché (Figure 4-23).

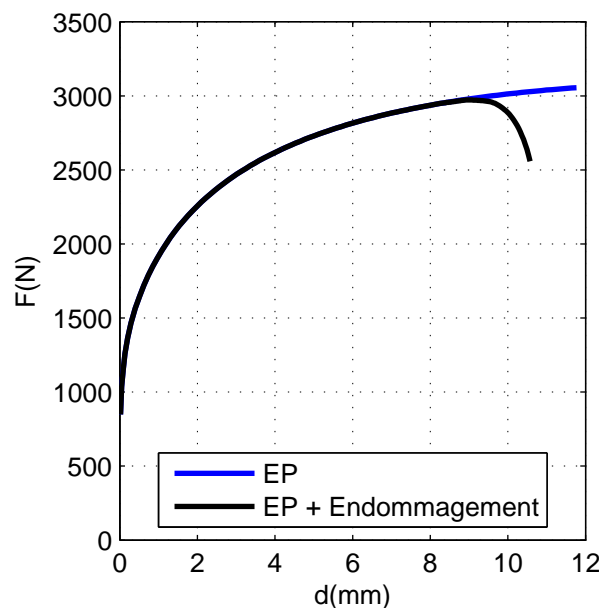


Figure 4-23 : Observable expérimentale virtuelle issue du modèle direct élasto-plastique endommageable (courbe noire) - observable identique sans comportement couplé à l'endommagement (courbe bleue)

Une première identification est menée en ne considérant que deux paramètres à identifier : $\bar{\varepsilon}_d$ et S_0 . Les autres paramètres du modèle direct sont fixés à leur valeur nominale définie Tableau 4-2 et rappelée Tableau 4-3. Dans ce même Tableau 4-3, les bornes de recherche des paramètres à identifier sont définies. L'identification est réalisée grâce à la plateforme MOOPI en utilisant la méthode de minimisation EGO-p. 10 calculs sont réalisés dans la phase d'initialisation de la base de données, puis 2 calculs sont réalisés par itération. L'enrichissement virtuel s'appuie sur la méthode *Kriging Believer*, décrite au Chapitre 2, Paragraphe 4.3.

Paramètres	Valeur Nominale (V.N.)	Plage de recherche	Paramètres identifiés	Erreur (%) (4.12)
σ_y	46 MPa	Fixé à V.N.	-	-
K	430MPa	Fixé à V.N.	-	-
n	0.34	Fixé à V.N.	-	-
b	1	Fixé à V.N.	-	-
S_0	0.7 MPa	[0.1 - 3]	0.638	2.1%
$\bar{\varepsilon}_d$	0.16	[0.04 - 0.20]	0.163	1.8%

Tableau 4-3 : Bornes de recherche pour identification virtuelle et résultats - 2 paramètres

La solution est obtenue après 6 itérations de la méthode de minimisation (10 itérations sont cependant réalisées pour consolider le résultat). Les paramètres obtenus sont présentés dans le Tableau 4-3. L'erreur est calculée suivant la formule suivante :

$$err(P_i) = 100 \frac{|P_i^{VN} - P_i^{Id}|}{taille\ domaine(P_i)} \quad (4.12)$$

où P_i^{VN} et P_i^{Id} sont respectivement les valeurs nominale et identifiée du paramètre i et $taille\ domaine(P_i)$ représente la taille de la plage de recherche du paramètre i .

La convergence de la méthode de minimisation est présentée en Figure 4-24. La solution optimale correspond à une valeur de fonction coût de 0.22%. La courbe force/déplacement associée (Figure 4-25) montre une bonne corrélation entre l'observable expérimentale « virtuelle » et l'observable numérique identifiée. La surface de réponse par krigeage associée à la minimisation est présentée en Figure 4-26. Sur cette figure, on retrouve bien la forme de la fonction coût tracée lors de l'étude de sensibilité globale (Figure 4-20). Enfin, l'erreur faible obtenue sur les paramètres identifiés permet de conclure que la méthode, pour 2 paramètres, est bien capable d'identifier les paramètres nominaux qui ont permis la génération de l'observable virtuelle.

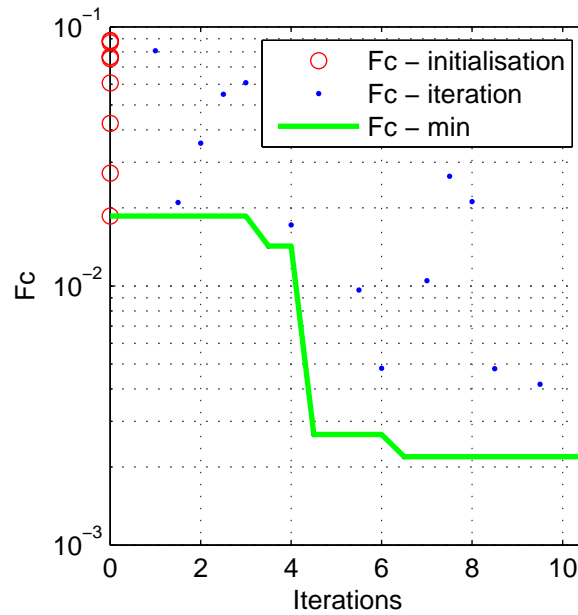


Figure 4-24 : Convergence - identification virtuelle pour deux paramètres

Remarque relative à la lecture du graphique de convergence Figure 4-24 : sur ce graphe chaque calcul de la fonction coût apparait sous forme d'un point bleu, l'abscisse correspond au numéro de l'itération, l'ordonnée à la valeur de la fonction coût. Pour des raisons de tracé les points d'une même itération apparaissent pour des nombres d'itération non entiers (par exemple les points d'abscisse 7 et 7.5 ont tous deux été évalués lors de la septième itération).

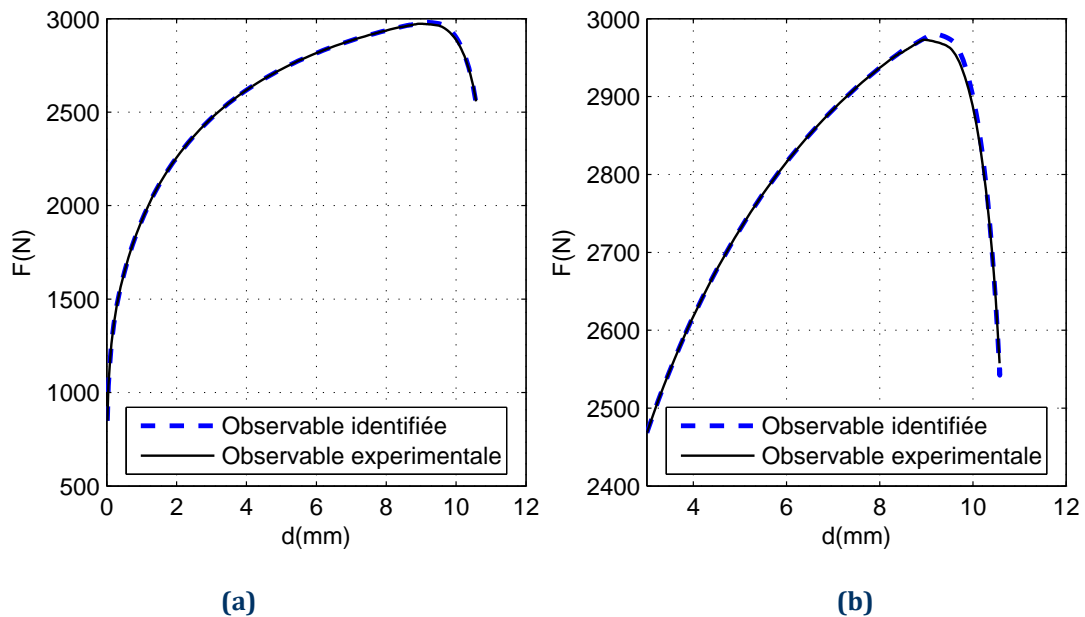


Figure 4-25 : Courbes force-déplacement expérimentale et identifiée - identification virtuelle pour deux paramètres, (a) courbe complète, (b) détail

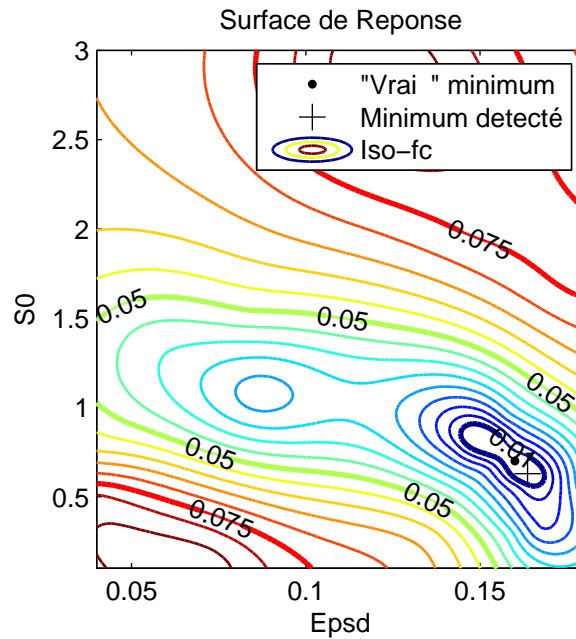


Figure 4-26 : Surface de réponse $\bar{\epsilon}_d$ et S_0 - identification virtuelle pour deux paramètres

3.3.4 Unicité de la solution

a) Identification à valeur de b fixée

Comme l'a montré l'analyse par surface de réponse menée précédemment, le problème de minimisation est multi-extrema. Un extremum local apparaît lorsque b prend une valeur proche de 2.5 (Figure 4-19). On propose donc, dans un premier temps, de fixer ce paramètre b à la valeur de 2.5 puis de réaliser une identification virtuelle des paramètres $\bar{\epsilon}_d$ et S_0 (semblable à l'identification menée précédemment Tableau 4-3).

Les valeurs des paramètres, ainsi que la plage de recherche restent inchangées. Seul b est fixé à 2.5, sa valeur nominale étant 1. Les résultats et l'ensemble des paramètres sont présentés dans le Tableau 4-4.

Paramètres	Valeur Nominale (V.N.)	Plage de recherche	Paramètres identifiés	Erreur (%) (4.12)
σ_y	46 MPa	Fixé à V.N.	-	-
K	430 MPa	Fixé à V.N.	-	-
n	0.34	Fixé à V.N.	-	-
b	1	Fixé à 2.5	-	-
S_0	0.7 MPa	[0.1 3]	0.69	0.3%
$\bar{\epsilon}_d$	0.16	[0.04 0.20]	0.148	7.3%

Tableau 4-4 : Bornes de recherche pour identification virtuelle et résultats - paramètre b fixé à 2.5

La courbe force/déplacement identifiée est présentée Figure 4-27 ; la fonction coût associée est de 0.31%. La solution obtenue est donc très convenable (Figure 4-27a), même si la courbe force/déplacement identifiée présente une légère différence pour un déplacement de 9mm (Figure 4-27b). Cet exemple permet d'illustrer le fait que plusieurs solutions

« convenables » peuvent parfois être obtenues pour ce type de problèmes d'identification. Cet extremum supplémentaire, identifié ici, apparaît sur la surface de réponse de la Figure 4-28. Les paramètres $\bar{\varepsilon}_d$ et S_0 identifiés (Tableau 4-4) sont bien en accord avec l'analyse par surface de réponse. Pour une valeur de S_0 donnée, la valeur de b a très peu d'influence sur la fonction coût (Figure 4-16, Figure 4-17), il est donc normal que la valeur de S_0 identifiée soit fiable (erreur inférieure à 1%) malgré l'erreur faite sur b . En revanche les Figure 4-18 et Figure 4-19 montrent une évolution couplée des paramètres $\bar{\varepsilon}_d$ et b . Il est donc logique que la valeur identifiée de $\bar{\varepsilon}_d$ soit faussée (erreur de 7.3%), car la valeur de b fixée ($b=2.5$) ne correspond pas à celle de la valeur nominale ($b=1$).

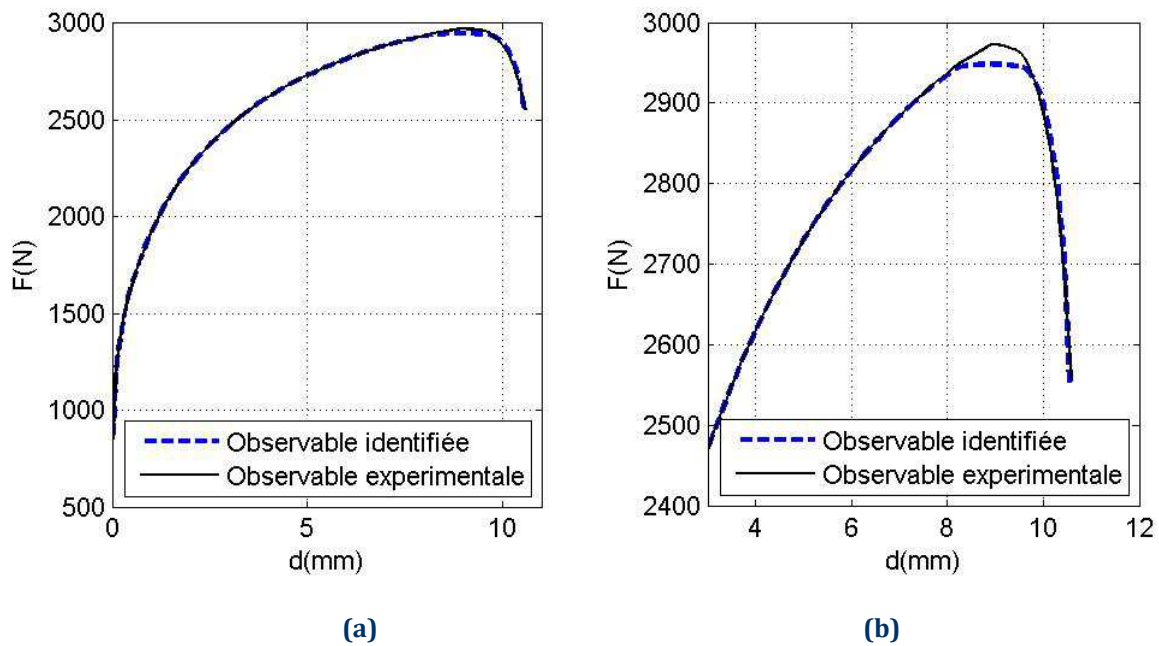


Figure 4-27 : Courbes force-déplacement expérimentale et identifiée - identification virtuelle à deux paramètres - paramètre b fixé à 2.5, (a) courbe complète, (b) détail

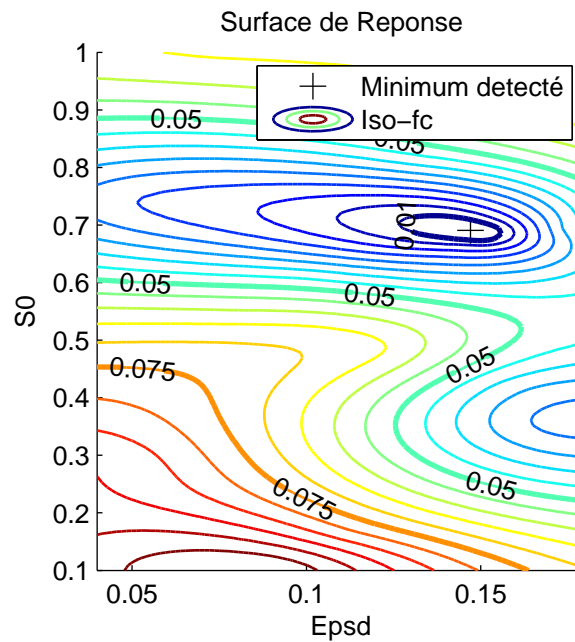


Figure 4-28 : Surface de réponse $\bar{\epsilon}_d$ et S_0 - identification virtuelle à deux paramètres - paramètre b fixé à 2.5

b) Identification des paramètres de la loi d'évolution de l'endommagement $\bar{\epsilon}_d$, S_0 , et b

L'exemple précédent a montré la non-unicité du problème d'identification tel qu'il est posé. On réalise tout de même une identification virtuelle sur les 3 paramètres $\bar{\epsilon}_d$, S_0 , et b . Les paramètres ainsi que les plages de recherche sont résumés dans le Tableau 4-5. La plage de variation de b est définie de manière à englober les deux minima détectés précédemment.

L'identification est réalisée grâce à la plateforme MOOPI en utilisant la méthode de minimisation EGO-parallèle. 30 calculs sont réalisés dans la phase d'initialisation de la base de données, puis 4 calculs sont réalisés à chaque itération. L'enrichissement virtuel s'appuie sur la méthode *Kriging Believer*.

Paramètres	Valeur Nominale (V.N.)	Plage de recherche	Paramètres identifiés	Erreur (%) (4.12)
σ_y	46 MPa	Fixé à V.N.	-	-
K	430MPa	Fixé à V.N.	-	-
n	0.34	Fixé à V.N.	-	-
b	1	[0.5 3]	0.61	15.4%
S_0	0.7 MPa	[0.1 3]	0.78	2.75%
$\bar{\epsilon}_d$	0.16	[0.04 0.20]	0.159	0.75%

Tableau 4-5 : Bornes de recherche pour identification virtuelle et résultats - 3 paramètres

Malgré la présence de multiples solutions, la procédure d'identification retrouve bien la valeur des paramètres nominaux. L'erreur sur chacun des paramètres est très faible, excepté pour le paramètre b (Tableau 4-5). La valeur de la fonction coût associée au jeu de paramètres optimal est de 0.20%. Les trois surfaces de réponse associées aux 3 paramètres à identifier sont présentées en Figure 4-29. Pour chacune de ces surfaces de réponse 2 paramètres varient,

et le troisième est fixé à la valeur optimale. Ces surfaces de réponse montrent bien la présence de minima locaux, dans les plans $b - \bar{\varepsilon}_d$ (Figure 4-29a) et $\bar{\varepsilon}_d - S_0$ (Figure 4-29c). Ces différents minima locaux proposent des solutions moins bonnes que la solution nominale, mais constituent tout de même des solutions acceptables du problème inverse. De plus, le plan de coupe $b - S_0$ (Figure 4-29b) met à nouveau en évidence la très faible sensibilité de la fonction coût par rapport au paramètre b autour de la valeur optimale de S_0 .

Il est important de noter que les surfaces de réponse présentées ici, sont celles construites durant le processus d'optimisation. Elles ne sont donc pas totalement représentatives des variations réelles de la fonction, notamment dans les zones où la fonction coût est élevée. Cette différence de construction, avec les surfaces présentées de la Figure 4-17 à la Figure 4-21, explique les différences observées.

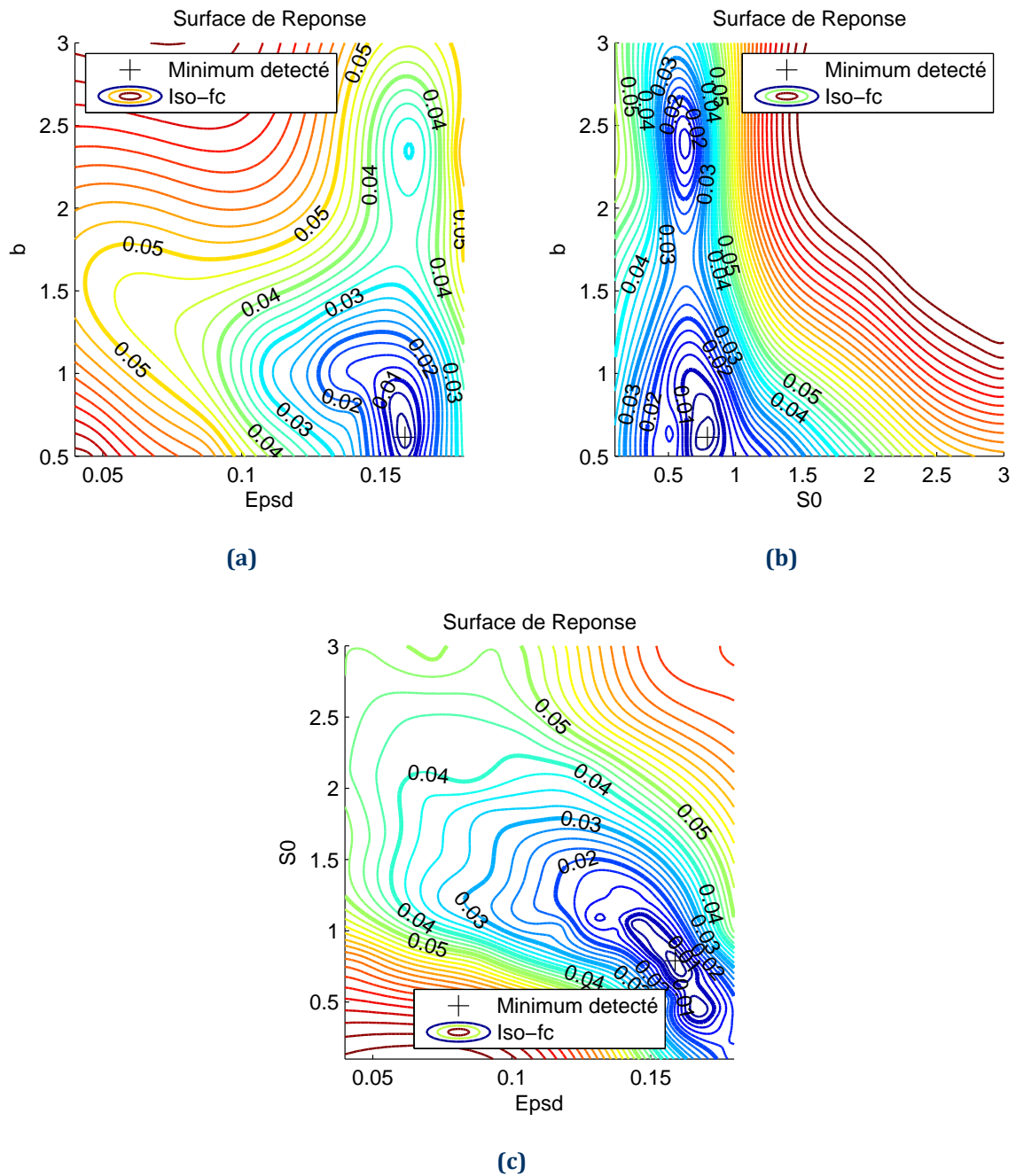


Figure 4-29 : Surface de réponse - identification virtuelle à trois paramètres - (a) b et $\bar{\varepsilon}_d$ - (b) b et S_0 - (c) S_0 et $\bar{\varepsilon}_d$

Ce test d'identification virtuelle à 3 paramètres a permis de montrer l'existence de minima locaux correspondant à des solutions différentes du problème d'identification. La solution obtenue est acceptable pour les paramètres $\bar{\varepsilon}_d$ - S_0 , les paramètres identifiés sont proches des valeurs nominales. En revanche l'identification du paramètre b est plus délicate. L'erreur relative à son identification est de plus de 15%. Cette erreur élevée est directement liée à la faible sensibilité de la fonction coût par rapport à ce paramètre.

La convergence de la méthode est ralentie (Figure 4-30), par rapport à l'identification des deux paramètres $\bar{\varepsilon}_d$ et S_0 . Ceci s'explique tout d'abord par le fait que la résolution d'un problème d'optimisation de dimension plus élevée est plus longue. De plus, l'identification du paramètre b fait apparaître des minima locaux, ainsi que des zones de sensibilité très faibles, ce qui a pour effet de ralentir aussi la vitesse de convergence. Après 22 itérations soit 118 calculs de la fonction coût la méthode d'optimisation ne progresse plus.

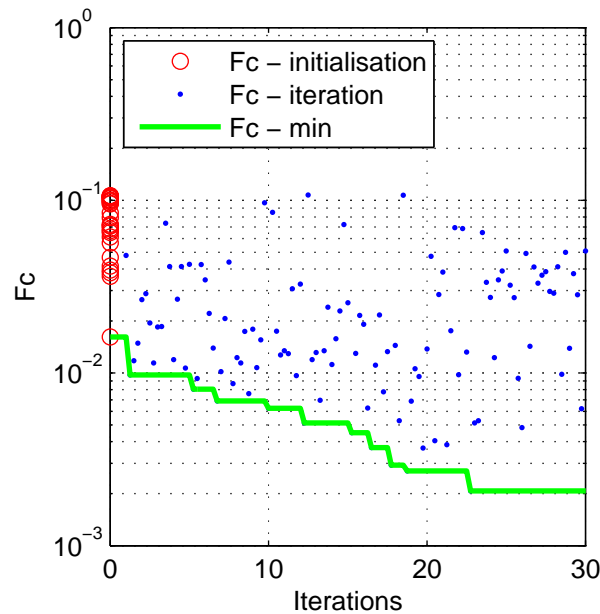


Figure 4-30 : Convergence - identification virtuelle à trois paramètres

3.3.5 Identification des paramètres de la loi d'évolution de l'endommagement ($\bar{\varepsilon}_d$, S_0 , b) et de la loi d'écrouissage (σ_y , K , n)

Les tests menés montrent que l'identification des 3 paramètres ($\bar{\varepsilon}_d$, S_0 , b) de la loi d'évolution de l'endommagement est possible malgré la présence de minima locaux et de zones de sensibilité très faibles. Cependant, tous les tests menés jusqu'à présent faisaient l'hypothèse que les paramètres de la loi d'écrouissage étaient parfaitement connus. Pour s'affranchir de cette hypothèse, une identification est menée en considérant les trois paramètres de la loi d'écrouissage (décrite équation(3.5)) comme des inconnues supplémentaires.

Afin de limiter la difficulté du problème d'identification, seuls les paramètres $\bar{\varepsilon}_d$ et S_0 du modèle d'endommagement sont identifiés. Le paramètre b , qui présente une faible sensibilité, est fixé à sa valeur nominale. Les plages de variation des différents paramètres sont décrites dans le Tableau 4-6.

L'identification est réalisée grâce à la plateforme MOOPI en utilisant la méthode de minimisation EGO-parallèle. 60 calculs sont réalisés dans la phase d'initialisation de la base de données, puis 8 calculs sont effectués à chaque itération. L'enrichissement virtuel s'appuie sur la méthode *Kriging Believer*. L'identification est réalisée sur les 5 paramètres simultanément.

Paramètres	Valeur Nominale (V.N.)	Plage de recherche	Paramètres identifiés	Erreur (%) (4.12)
σ_y	46 MPa	[40 100]	64.6	31.1%
K	430 MPa	[300 600]	417.6	4.1%
n	0.34	[0.1 0.6]	0.36	5.0%
b	1	Fixé à V.N.	-	-
S_0	0.7 MPa	[0.1 3]	0.67	0.70%
$\bar{\epsilon}_d$	0.16	[0.04 0.20]	0.163	2.35%

Tableau 4-6 : Bornes de recherche pour l'identification virtuelle et résultats - 5 paramètres

Après 240 évaluations du modèle direct, la meilleure solution obtenue est présentée dans le Tableau 4-6. La fonction coût associée est de 0.93%, La courbe force-déplacement identifiée est présentée en Figure 4-31.

La solution obtenue montre une erreur inférieure à 5% pour tous les paramètres, excepté pour la limite élastique. De même que pour le paramètre b , la limite élastique σ_y semble avoir peu d'influence sur l'observable. Cela peut provenir également d'une certaine corrélation entre les paramètres élasto-plastiques, σ_y et K principalement. Le paramètre σ_y pouvant être identifié de manière analytique, il semble préférable de le déterminer au préalable et de le fixer pour la suite de l'identification.

Remarques :

En plus des performances de l'algorithme de minimisation utilisé, la qualité de l'identification par analyse inverse dépend de plusieurs facteurs :

- Sensibilité des paramètres sur l'observable : lorsque certains paramètres ont peu d'influence sur l'observable (comme pour b), leur identification ne peut se faire de manière précise.
- Corrélation entre paramètres : lorsque deux ou plusieurs paramètres ont des effets similaires sur l'observable, il est difficile d'identifier un jeu de paramètres unique.
- Nombre de paramètres à identifier : plus le nombre de paramètres à identifier est important, plus il est difficile de converger de manière précise vers une solution unique, surtout lorsque l'on n'a qu'une seule observable (globale qui plus est).

Ainsi, l'amélioration du processus d'identification des paramètres nécessite soit de travailler avec plusieurs observables, soit d'utiliser des observables mieux adaptées aux paramètres à identifier (peut-être plus locales), pour lesquelles il est plus facile de découpler les paramètres à identifier.

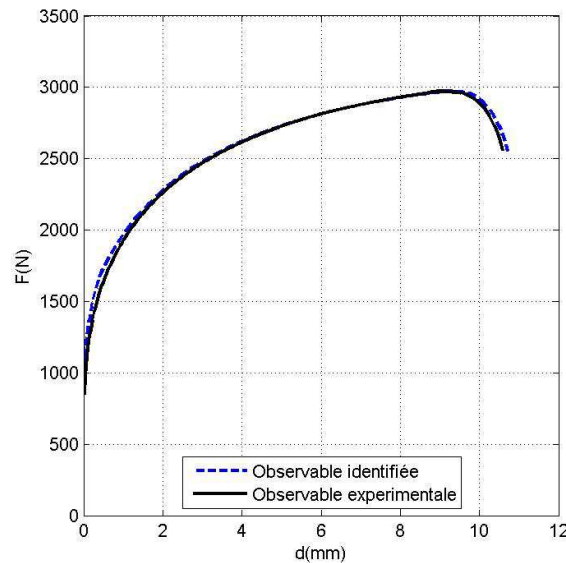


Figure 4-31 : Courbes force-déplacement expérimentale et identifiée - identification virtuelle à 5 paramètres

3.4 Vers l'exploitation de mesures plus riches : mesure de striction

Les tests menés précédemment montrent que la solution du problème d'identification des paramètres du modèle d'endommagement n'est pas unique tel qu'il est posé. L'identification des paramètres du modèle d'endommagement est faite principalement sur la partie adoucissante de la courbe force-déplacement. Or ce phénomène d'adoucissement peut provenir de deux phénomènes distincts : la localisation des déformations qui conduit à la striction de l'éprouvette et la détérioration des caractéristiques du matériau due à la croissance de l'endommagement. Ces deux phénomènes ne peuvent être découplés en observant uniquement la courbe force-déplacement. De plus, le problème devient très difficile à résoudre si l'on souhaite intégrer l'identification des paramètres de plasticité dans la procédure.

Pour tenter de lever cette incertitude, une observable supplémentaire est ajoutée : la courbe striction/déplacement. L'utilisation de cette observable a été proposée par Mahken [Mah99] pour identifier les paramètres du modèle d'endommagement de Gurson, dans l'objectif de lever en partie l'incertitude sur l'unicité de la solution.

On propose ici de mener une analyse similaire à celle proposée pour l'observable force-déplacement afin de mettre en évidence les apports d'une mesure locale pour l'identification des paramètres du modèle d'endommagement ductile de Lemaitre.

La mesure de striction est réalisée au centre de l'éprouvette de traction Figure 4-32. La mesure est là encore une mesure virtuelle, la localisation de la striction est donc toujours reproductible. La Figure 4-33 représente la réduction de la section par rapport à la section initiale, on fait ici le choix de considérer cette réduction positive. La réduction de la largeur ainsi mesurée est représentée Figure 4-33 en fonction de l'élongation de l'éprouvette. Deux phases apparaissent nettement sur cette courbe. Une première phase linéaire, au cours de

laquelle la déformation est homogène ($d < 9\text{mm}$), et une seconde phase où la localisation apparaît ($d > 9\text{mm}$) : la striction augmente rapidement vis-à-vis du déplacement.

Remarque : La mesure de la striction sur éprouvette réelle est plus délicate car cette striction peut apparaître à différents endroits de la zone utile.

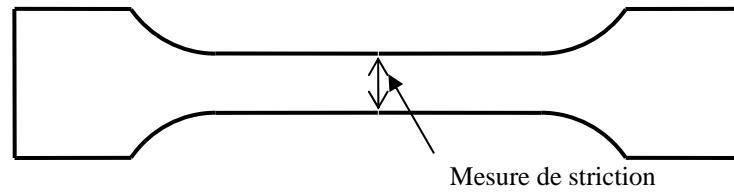


Figure 4-32 : Mesure de striction au centre de l'éprouvette de traction

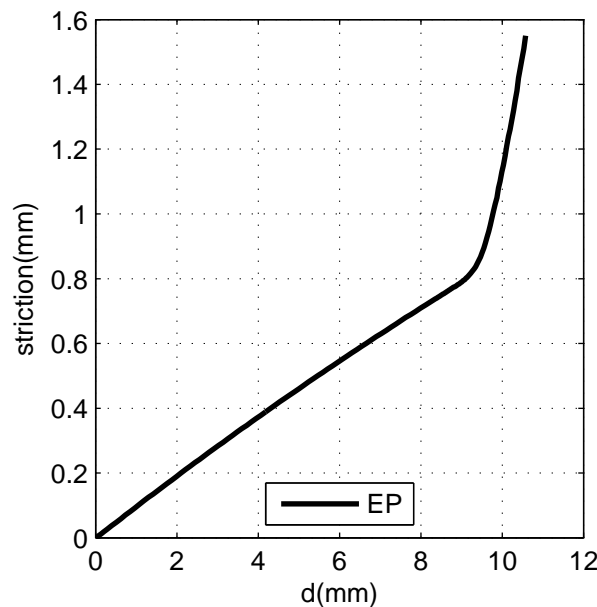


Figure 4-33 : Courbe striction - déplacement (mesuré par extensomètre numérique)

3.4.1 Analyse de sensibilité par surface de réponse

On utilise ici la même méthodologie que pour l'analyse de sensibilité de la fonction coût calculée par rapport à l'observable force-déplacement. On utilise, pour ce test, une observable virtuelle de mesure de striction (Figure 4-33) générée par le modèle direct en utilisant les paramètres nominaux décrits dans le Tableau 4-2.

Les surfaces de réponse associées à la fonction coût calculée par rapport à la seule mesure de striction sont présentées sur les figures suivantes (Figure 4-34 à Figure 4-39). Les différentes formes de surfaces obtenues sont comparables aux surfaces obtenues précédemment à partir des courbes force-déplacement. Aucune nouvelle zone de l'espace de recherche n'est réellement exclue grâce à cette nouvelle observable. Le minimum local en $b=2.5$ et $\bar{\varepsilon}_d=0.14$ (détecté sur la surface associée à la fonction coût force-déplacement, Figure 4-19) est toujours présent sur la surface de réponse Figure 4-37. De même, les zones proches de l'optimum dans le plan $\bar{\varepsilon}_d$ et S_0 ont la même physionomie pour les deux fonctions coût

(Figure 4-20 pour la fonction coût force-déplacement, Figure 4-39 pour la fonction coût déplacement/striction).

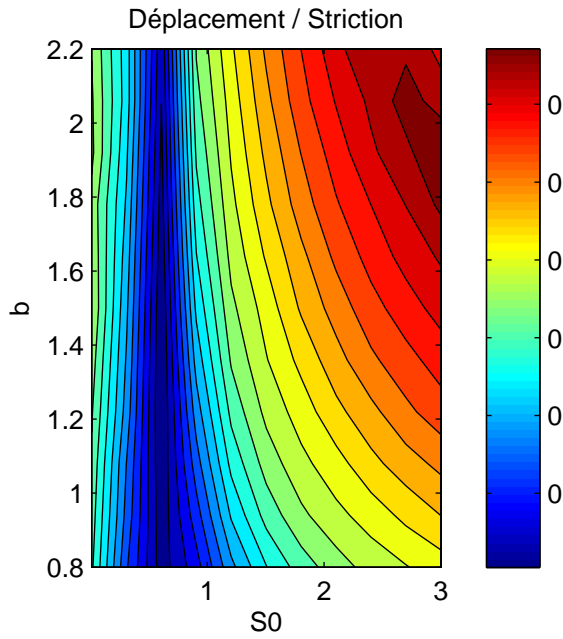


Figure 4-34 : Surface de réponse - observable : striction - b/S_0

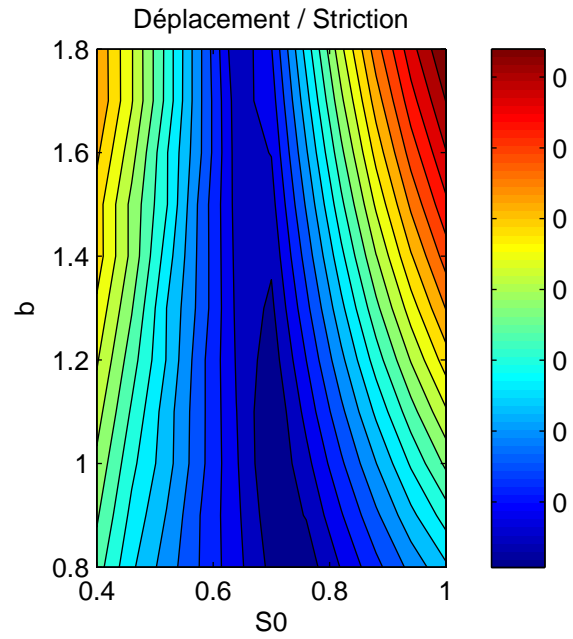


Figure 4-35 : Surface de réponse - observable : striction - b/S_0 - détail

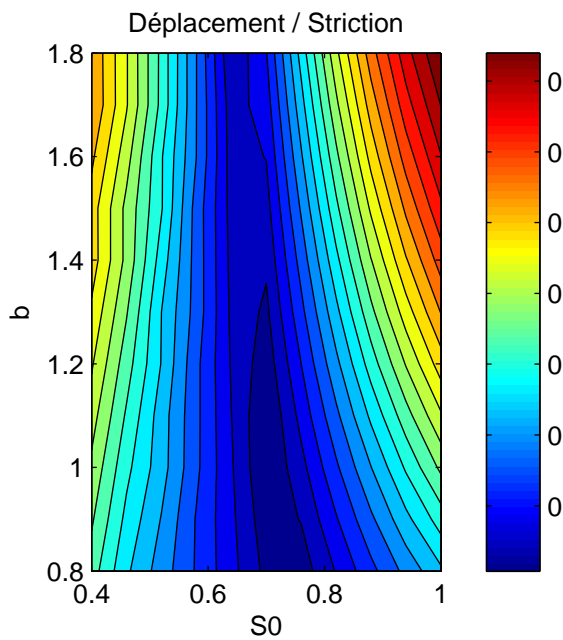


Figure 4-36 : Surface de réponse - observable : striction - $b/\bar{\epsilon}_d$

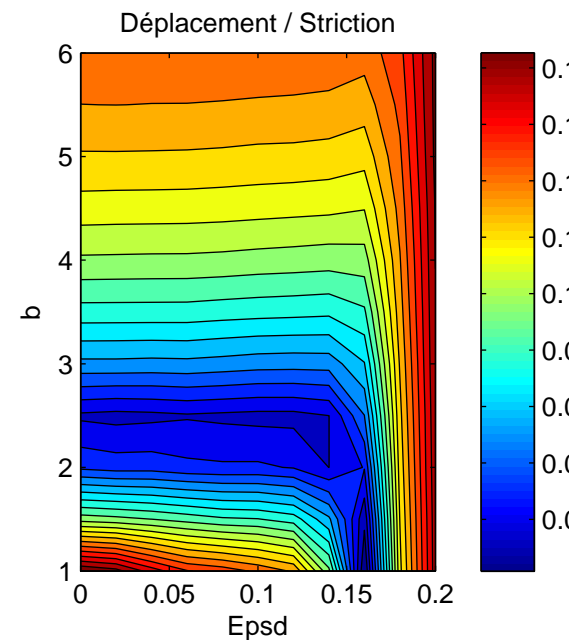


Figure 4-37 : Surface de réponse - observable : striction - $b/\bar{\epsilon}_d$ - plage élargie du paramètre b

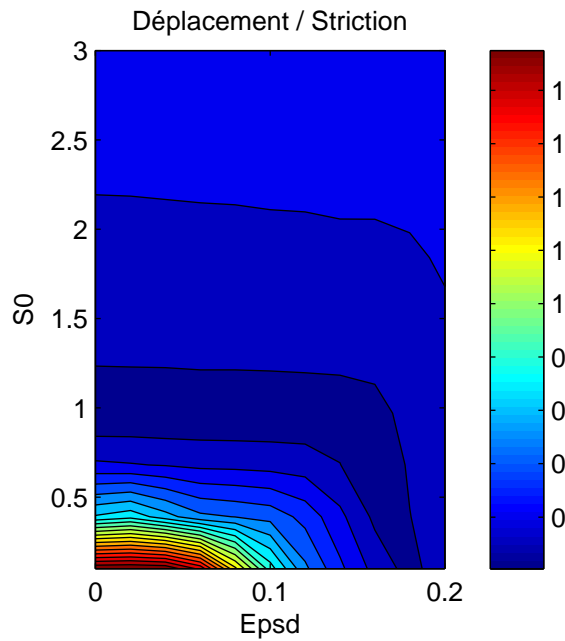


Figure 4-38 : Surface de réponse - observable : striction - $S_0 / \bar{\epsilon}_d$

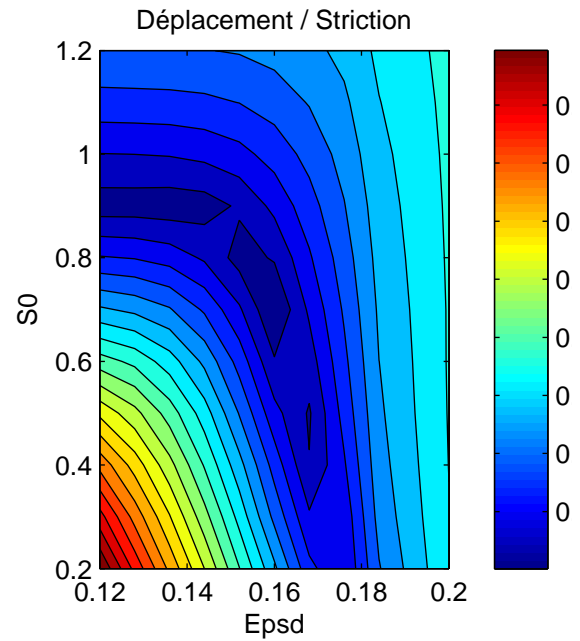


Figure 4-39 : Surface de réponse - observable : striction - $S_0 / \bar{\epsilon}_d$ - détail

Une observation plus précise de ces deux zones permet tout de même d'observer une légère différence sur la forme des surfaces de réponse. Les Figure 4-40 et Figure 4-41 présentent une superposition de la surface de réponse associée à l'observable force-déplacement et de la surface associée à l'observable déplacement/striction.

La Figure 4-40 montre que l'observable supplémentaire de striction permet de rejeter la zone $S_0 < 0.4$ MPa et $0.17 < \bar{\epsilon}_d < 0.18$, zone qui présente une valeur de fonction coût force-déplacement très faible. La fonction coût déplacement/striction n'apporte pas d'information supplémentaire dans le reste du domaine de recherche, sur ce plan de coupe.

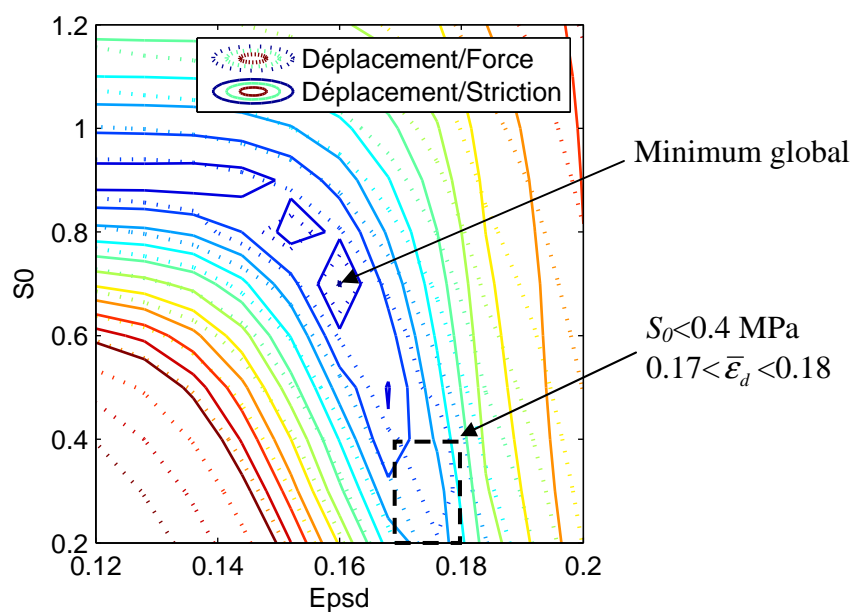


Figure 4-40 : Superposition des fonctions coût en force et striction- $S_0 / \bar{\epsilon}_d$

La Figure 4-41 détaille la forme des deux surfaces de réponse dans la zone du second minimum détecté dans le plan $b-\bar{\varepsilon}_d$ (le minimum local non désiré). Les iso-valeurs de la fonction coût striction-déplacement (Figure 4-41, trait plein) présentent une zone minimum décalée par rapport aux iso-valeurs de la fonction coût force-déplacement (Figure 4-41, trait discontinu). La combinaison de ces deux fonctions coût permet, d'après l'analyse menée ici, d'atténuer l'effet des minima locaux qui apparaissent ici non coïncidents.

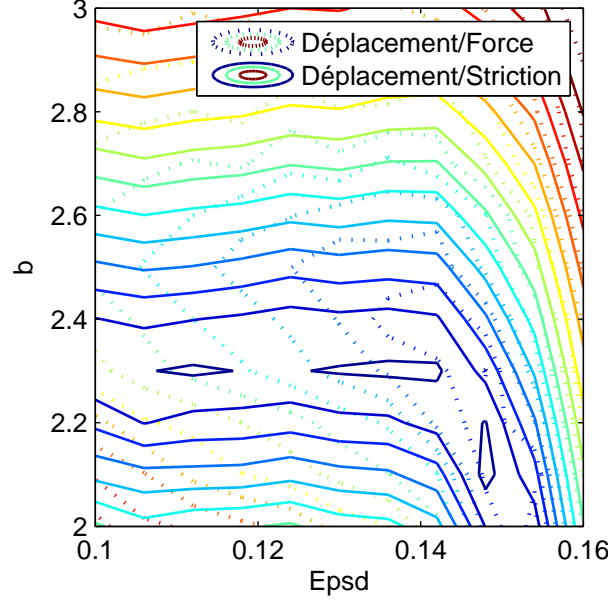


Figure 4-41 : Superposition des fonctions coût en force et striction- $b/\bar{\varepsilon}_d$

Il faut cependant bien noter que l'analyse de sensibilité menée ne permet pas de conclure que la mesure de la striction permet de lever le problème de l'unicité de la solution. Nous retrouvons toujours une faible sensibilité par rapport au paramètre b .

3.4.2 Identification virtuelle des paramètres $\bar{\varepsilon}_d$, S_0 , et b

Pour compléter cette étude de sensibilité de la fonction coût déplacement/striction, on réalise une identification virtuelle en utilisant une fonction coût prenant en compte l'observable déplacement/striction ainsi que l'observable force/déplacement. On construit alors un problème « pseudo » multi-objectifs en sommant ces deux fonctions coût. Chacune des fonctions coût fc_{force} et $fc_{striction}$ étant calculées d'après l'équation (4.8).

$$fc = p_f fc_{force} + p_s fc_{striction} \quad (4.13)$$

L'équation (4.13) fait apparaître deux coefficients de pondération, p_f et p_s , qui sont fixés respectivement à 0.8 et 0.2. Cette pondération permet de normaliser les deux fonctions coût et ainsi d'équilibrer leurs influences.

L'identification est réalisée dans les mêmes conditions que celles décrites Tableau 4-5. Les résultats obtenus sont présentés dans le Tableau 4-7. La valeur de la fonction coût minimum est de 0.22%, avec respectivement $fc_{force} = 0.17\%$ et $fc_{striction} = 0.43\%$.

Paramètres	Valeur Nominale (V.N.)	Plage de recherche	Paramètres identifiés	Erreur (%) (4.12)
σ_y	46 MPa	Fixé à V.N.	-	-
K	430 MPa	Fixé à V.N.	-	-
n	0.34	Fixé à V.N.	-	-
b	1	[0.5 3]	0.51	19.3%
S_0	0.7 MPa	[0.1 3]	0.706	0.23%
$\bar{\varepsilon}_d$	0.16	[0.04 0.20]	0.161	0.6%

Tableau 4-7 : Bornes de recherche pour identification virtuelle et résultats - 3 paramètres - fonction coût force-déplacement et striction-déplacement

Cette identification virtuelle incluant l'observable de striction dans la fonction coût ne permet pas de résoudre le problème de faible sensibilité de la fonction coût par rapport au paramètre b . L'erreur d'identification liée à ce paramètre est toujours très élevée, et les surfaces de réponse présentent toujours des zones de gradient très faible dans la direction du paramètre b (Figure 4-43 a et b).

Cependant, l'ajout de l'observable de striction permet tout de même de limiter les minima locaux. Cet effet est notamment visible sur la Figure 4-43.b, où le minimum local présent en $b=2.5$ sur la surface de réponse associée à la fonction coût force-déplacement (Figure 4-29 b), disparaît.

Cet ajout de l'observable de striction permet également une convergence plus rapide de la méthode de minimisation. Une solution de qualité équivalente en terme de valeur de fonction coût sur l'observable en force est trouvée en 10 itérations de la méthode, contre 22 pour l'identification réalisée exclusivement avec l'observable en force (Figure 4-30).

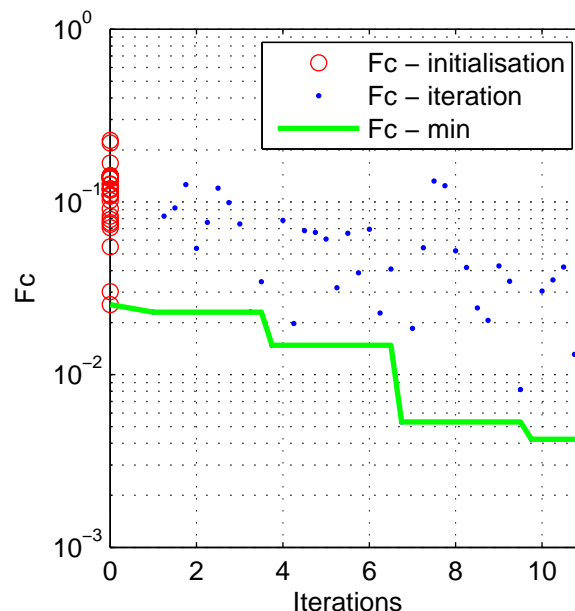


Figure 4-42 : Convergence - identification virtuelle à trois paramètres - fonctions coût force-déplacement et striction-déplacement

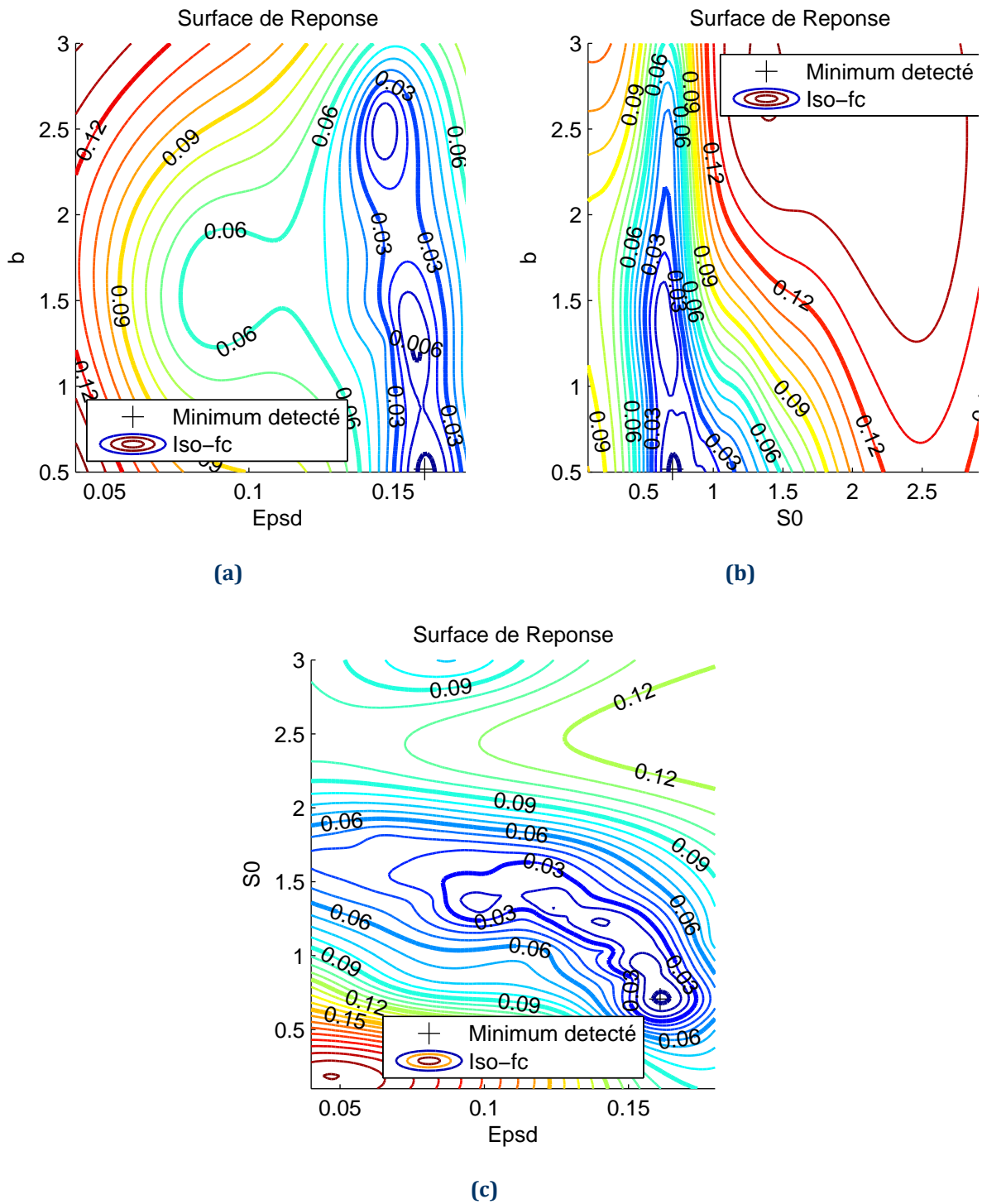


Figure 4-43 : Surfaces de réponse - identification virtuelle à trois paramètres - fonctions coût force-déplacement et striction-déplacement - (a) b et $\bar{\epsilon}_d$ - (b) b et S_0 - (c) $\bar{\epsilon}_d$ et S_0

Lors de la procédure d'identification plusieurs jeux de paramètres sont testés. La Figure 4-44 présente les différentes valeurs de paramètres testés pendant la minimisation. La Figure 4-44a montre que la méthode converge vers une valeur unique de S_0 , en effet plus la valeur de la fonction coût diminue plus les valeurs de S_0 convergent vers la valeur nominale de 0.7. Le même phénomène est observable pour le paramètre $\bar{\epsilon}_d$ sur la Figure 4-44b, la valeur de $\bar{\epsilon}_d$

converge vers la valeur nominale de 0.16. En revanche pour le paramètre b il n'y a pas de convergence vers une solution unique. La Figure 4-44c fait apparaître 3 zones de convergence différentes. L'une de ces zones correspond bien à la valeur nominale du paramètre $b=1$, mais d'autres valeurs de b semblent donner des solutions tout aussi satisfaisantes ($b=0.5$). Ces graphiques mettent là encore en évidence la difficulté d'identifier le paramètre b du modèle d'endommagement de Lemaitre.

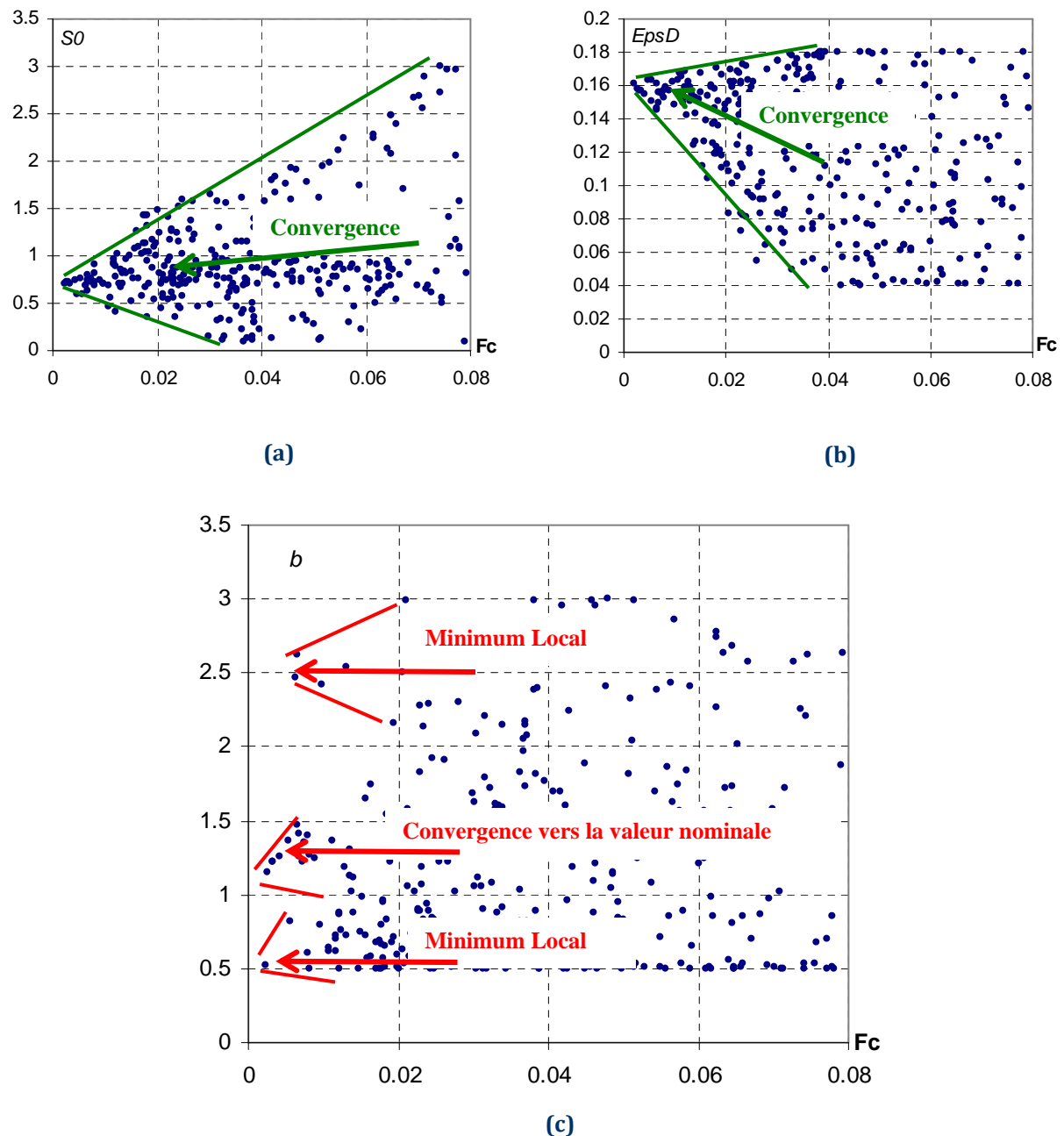


Figure 4-44 : Répartition des jeux de paramètres testés pendant la minimisation

3.4.3 Identification virtuelle des paramètres de la loi d'évolution de l'endommagement ($\bar{\epsilon}_d$, S_0 , b) et de la loi d'écrouissage

Les tests menés précédemment montrent que l'ajout de l'observable de striction permet de limiter l'apparition de minima locaux et d'accélérer la convergence. En revanche les

problèmes liés à la sensibilité de certains paramètres restent présents. On réalise tout de même une identification virtuelle des paramètres d'endommagement et de plasticité. Cette identification est réalisée dans les mêmes conditions que celles présentées au paragraphe 3.3.5. Ces conditions, ainsi que les résultats sont présentés Tableau 4-8.

Paramètres	Valeur Nominale (V.N.)	Plage de recherche	Paramètres identifiés	Erreur (%) (4.12)
σ_y	46 MPa	[40 100]	60.6	23.6%
K	430MPa	[300 600]	437.5	1.5%
n	0.34	[0.1 0.6]	0.377	7.5%
b	1	Fixé à V.N.	-	-
S_0	0.7 MPa	[0.1 3]	0.69	0.16%
$\bar{\epsilon}_d$	0.16	[0.04 0.20]	0.156	2.53%

Tableau 4-8 : Bornes de recherche pour l'identification virtuelle et résultats - 5 paramètres

Après 130 évaluations du modèle direct, la fonction coût obtenue est de 1.07%. Les deux observables sont présentées Figure 4-45et Figure 4-46.

Les résultats obtenus peuvent être considérés comme bons d'après la valeur de la fonction coût et l'allure des observables identifiées. Les paramètres identifiés sont cependant identifiés avec une erreur relativement importante, en particulier sur le paramètre σ_y . L'ajout de l'observable de striction dans le calcul de la fonction coût ne permet donc pas une identification plus précise, mais accélère tout de même énormément la vitesse de convergence de la méthode de minimisation. En effet la même identification sans prendre en compte l'observable de striction propose une solution convenable après 240 évaluations du modèle direct contre 130 pour l'identification tenant compte de la striction.

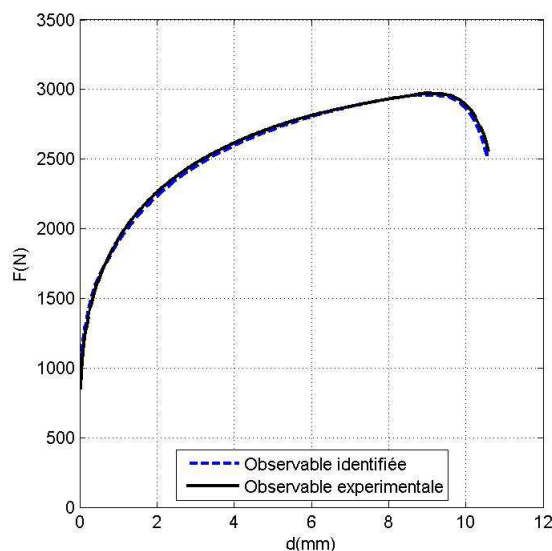


Figure 4-45 : Courbes force-déplacement expérimentale (« virtuelle ») et identifiée - identification virtuelle à 5 paramètres - Fonction coût en force et striction

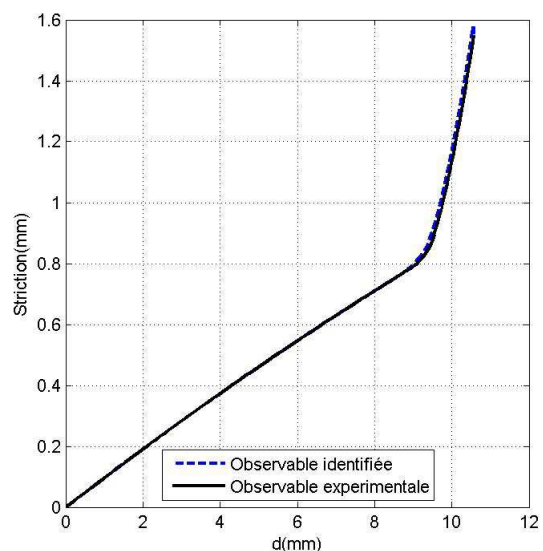


Figure 4-46 : Courbes striction-déplacement expérimentale (« virtuelle ») et identifiée - identification virtuelle à 5 paramètres - Fonction coût en force et striction

Cette accélération peut nous laisser penser que l'ajout de l'observable de striction permet de mieux conditionner le problème de minimisation et de limiter le nombre des minima

locaux dans l'ensemble du domaine de recherche. En revanche l'ajout de la striction dans la liste des observables ne semble pas être suffisant pour améliorer la précision de l'identification, en particulier sur les paramètres b et σ_y . Si ce résultat était prévisible concernant σ_y (dont l'influence sur la striction peut être considérée comme négligeable), on peut s'interroger sur la faible sensibilité du paramètre b à la fois sur la courbe force-déplacement et sur la striction.

3.5 Application : identification des paramètres matériaux des tôles d'aluminium pour le clinchage

3.5.1 Procédure d'identification

L'analyse menée précédemment a notamment montré la difficulté d'identifier les paramètres de la loi d'écrouissage et de la loi d'endommagement de manière simultanée. Pour s'affranchir de ce problème on réalise l'identification en deux étapes :

La première étape consiste à identifier les paramètres de la loi d'écrouissage sur la première partie de l'observable force-déplacement (Figure 4-47.a). La deuxième étape est d'identifier les paramètres de la loi d'endommagement sur l'ensemble de la courbe de l'observable force-déplacement (Figure 4-47.b), les paramètres de la loi d'écrouissage étant fixés.

La principale faiblesse de cette méthode réside dans la détermination de la plage de calcul de la fonction coût pour la première phase, en effet la valeur d_{max} doit être fixée de manière empirique par observation de la courbe force-déplacement expérimentale. Cette valeur n'est jamais facile à définir.

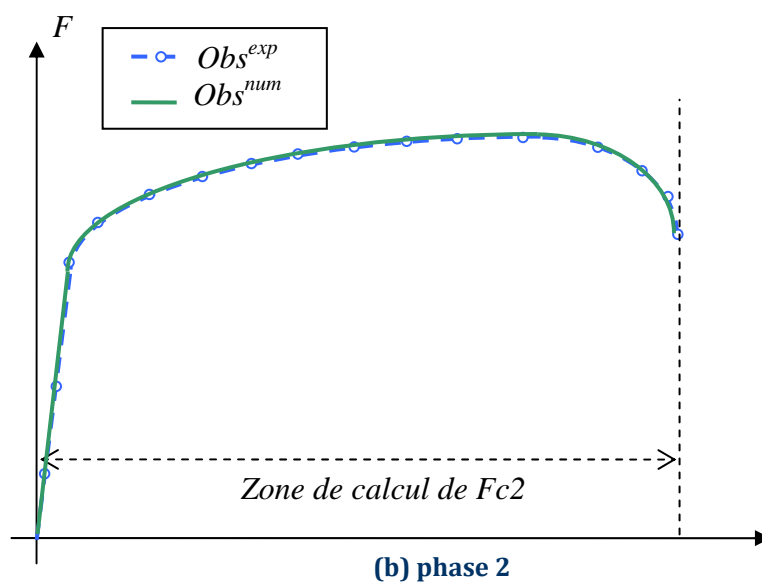
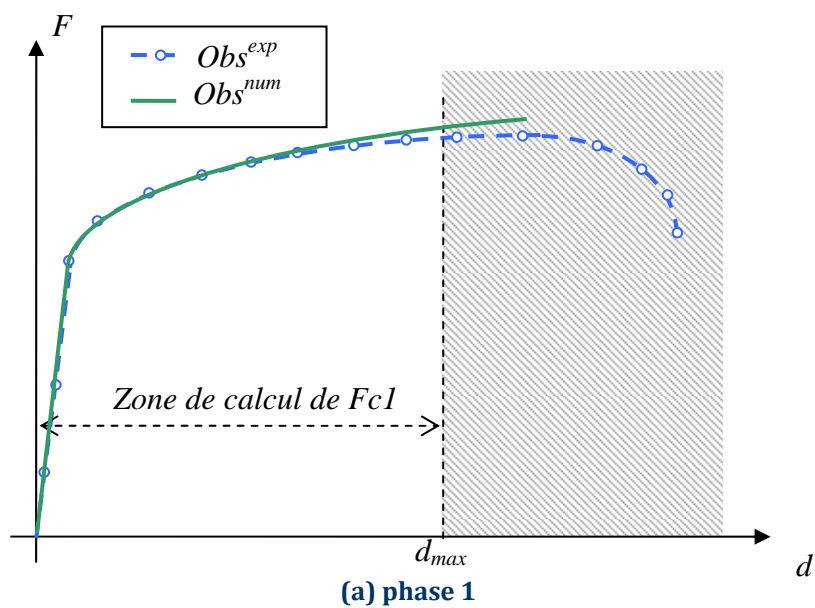


Figure 4-47 : Procédure d'identification en 2 phases

3.5.2 Données expérimentales

L'éprouvette testée est celle décrite Figure 4-14. Le matériau considéré est un aluminium, de dénomination EN AW-5774[AlMg3]. Cet aluminium est utilisé dans le cadre du projet MONA LISA pour la réalisation de points d'assemblage par clinchage. La courbe force-déplacement enregistrée pendant l'essai de traction est présentée Figure 4-48. L'essai exploité ici a été effectué par le CETIM. Seule la courbe force-déplacement est obtenue, et nous n'avons donc pas accès à l'observable liée à la striction. La procédure d'identification est réalisée tout d'abord sur la courbe expérimentale brute (Figure 4-48), puis sur la courbe expérimentale prétraitée (Figure 4-49). Le prétraitement consiste simplement à supprimer la première partie de la courbe : le crochet de traction. Ce crochet de traction ne peut pas être modélisé par la loi d'écrouissage présentée dans l'équation (3.5).

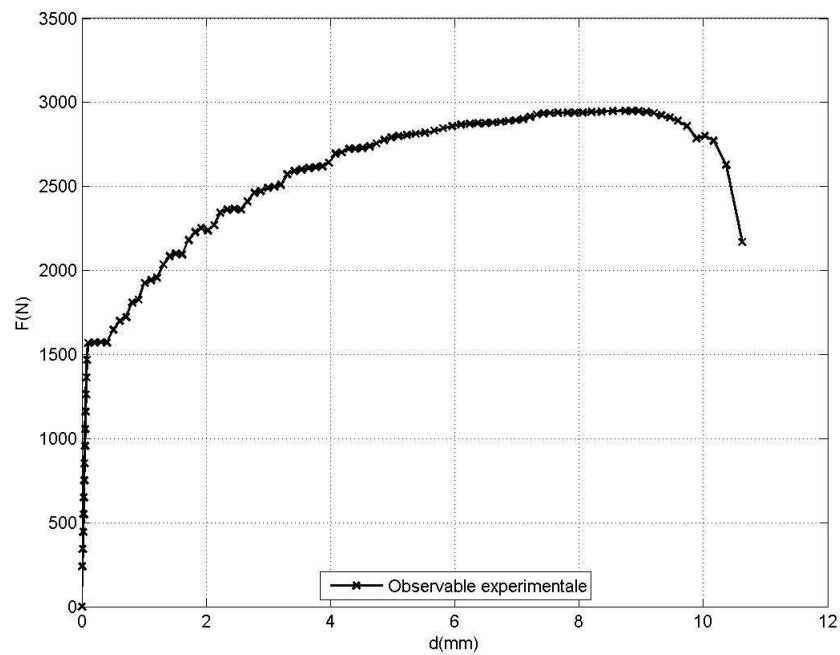


Figure 4-48 : Courbe force-déplacement brute - Aluminium [AlMg3]

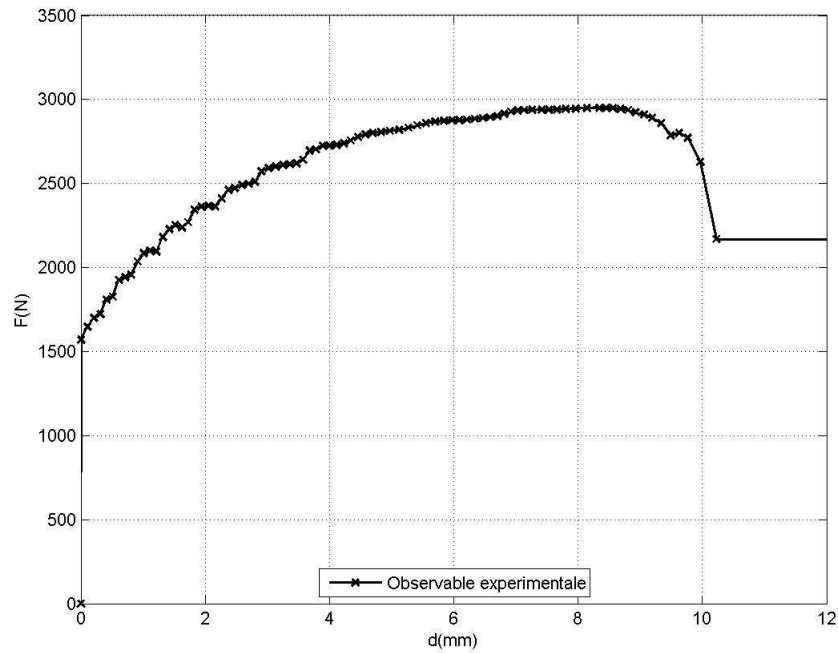


Figure 4-49 : Courbe force-déplacement prétraitée - Aluminium [AlMg3]

3.5.3 Identification des paramètres de l'aluminium 5774[AlMg3]

Les deux phases d'identification sont réalisées grâce à la plateforme MOOPI en utilisant la méthode de minimisation EGO-parallèle. 30 calculs sont réalisés dans la phase d'initialisation de la base de données, puis 4 calculs sont effectués à chaque itération, pour chaque phase. L'enrichissement virtuel s'appuie sur la méthode *Kriging Believer*.

Les bornes de recherche pour les deux phases ainsi que les résultats d'identification sont présentés Tableau 4-9. La valeur de d_{max} est fixée à 6mm, les données expérimentales prétraitées sont utilisées.

Phase	Paramètres	Plage de recherche	Paramètres identifiés	Fonction coût	Nombre de calculs du modèle direct
1	σ_y (MPa)	[10 400]	93 MPa	0.77%	139 calculs du modèle direct / 27 itérations
	K (MPa)	[200 1000]	441 MPa		
	n	[0.1 0.6]	0.44		
2	b	[0.5 3]	1.00	0.77%	104 calculs du modèle direct / 18 itérations
	S_0	[0.1 3]	0.77 MPa		
	$\bar{\varepsilon}_d$	[0.04 0.20]	0.097		

Tableau 4-9 : Bornes de recherche et résultat de l'identification des paramètres de l'aluminium [AlMg3]

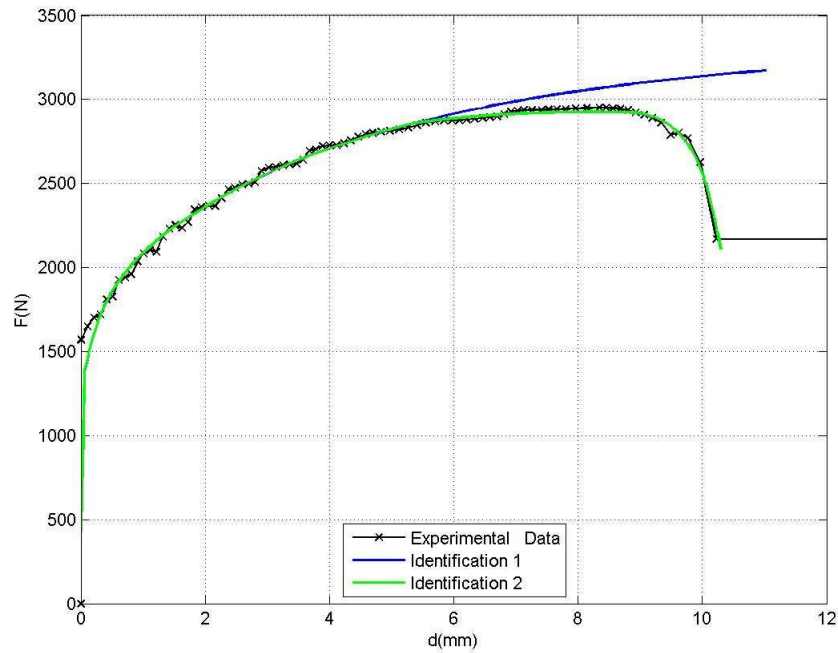


Figure 4-50 : Courbes force-déplacement - Résultat de l'identification de l'aluminium 5774[AlMg3]

Avec la suppression du crochet de traction, la valeur du seuil d'écrouissage σ_y est identifiée à une valeur plus vraisemblable. L'identification sur cette courbe prétraitée permet d'aboutir à une bonne superposition des courbes expérimentales et identifiées, la valeur de la fonction coût finale est de 0.77%.

L'identification réalisée permet donc d'aboutir à un jeu de paramètres cohérent pour modéliser le comportement de ce matériau en traction. Mais comme l'a montrée l'analyse précédente, la solution trouvée n'est peut-être pas unique.

3.5.4 Exploitation de ces paramètres pour la modélisation du clinchage

Les simulations de clinchage avec les paramètres identifiés dans cette partie mènent à une rupture prématurée de la tôle côté poinçon pendant la phase de pose (la rupture apparaît au collet). Les paramètres de la loi dévolution de l'endommagement identifiés ne sont pas exploitables pour ce procédé. En effet les paramètres de la loi d'évolution de l'endommagement sont identifiés sur un essai de traction dans la longueur de la tôle. Or le procédé de clinchage fait intervenir des trajets de chargement complexes dans la longueur de la tôle mais aussi dans l'épaisseur.

Plusieurs études ont montré récemment le rôle important du taux de triaxialité des contraintes, ainsi que de l'angle de Lode, sur l'évolution de l'endommagement ductile [Bai08]. L'angle de Lode $\bar{\theta}$ est défini sur la base du troisième invariant r du tenseur déviateur des contraintes s et de la contrainte équivalente σ_{eq} :

$$\bar{\theta} = 1 - \arccos \left(\left(\frac{r}{\sigma_{eq}} \right)^3 \right) \quad (4.14)$$

$$\text{avec } r = \left[\frac{27}{2} \det(s) \right]^{1/3}$$

De nouveaux modèles prenant en compte ces deux paramètres [Bai08] ainsi que de nouvelles procédures d'identification ont été proposés. Les procédures d'identification montrent qu'il est important d'identifier les paramètres du modèle d'endommagement dans des conditions (en terme de trajet de chargement) les plus proches possible du procédé de mise en forme étudié.

Ce n'est pas le cas ici entre notre essai de traction et la sollicitation subie par la matière dans la zone endommagée lors du clinchage. La Figure 4-51 illustre le trajet de chargement que subit la matière pendant le procédé de clinchage et celui subi par la matière pendant l'essai de traction. Ce graphique, tracé dans l'espace Triaxialité des contraintes T_x / Angle de Lode $\bar{\theta}$, montre clairement que l'identification des paramètres matériau en traction n'est pas réalisée dans les mêmes conditions que le procédé de clinchage.

Cette problématique est traitée actuellement au CEMEF dans le cadre de la thèse de J.M. Gachet [Gac10].

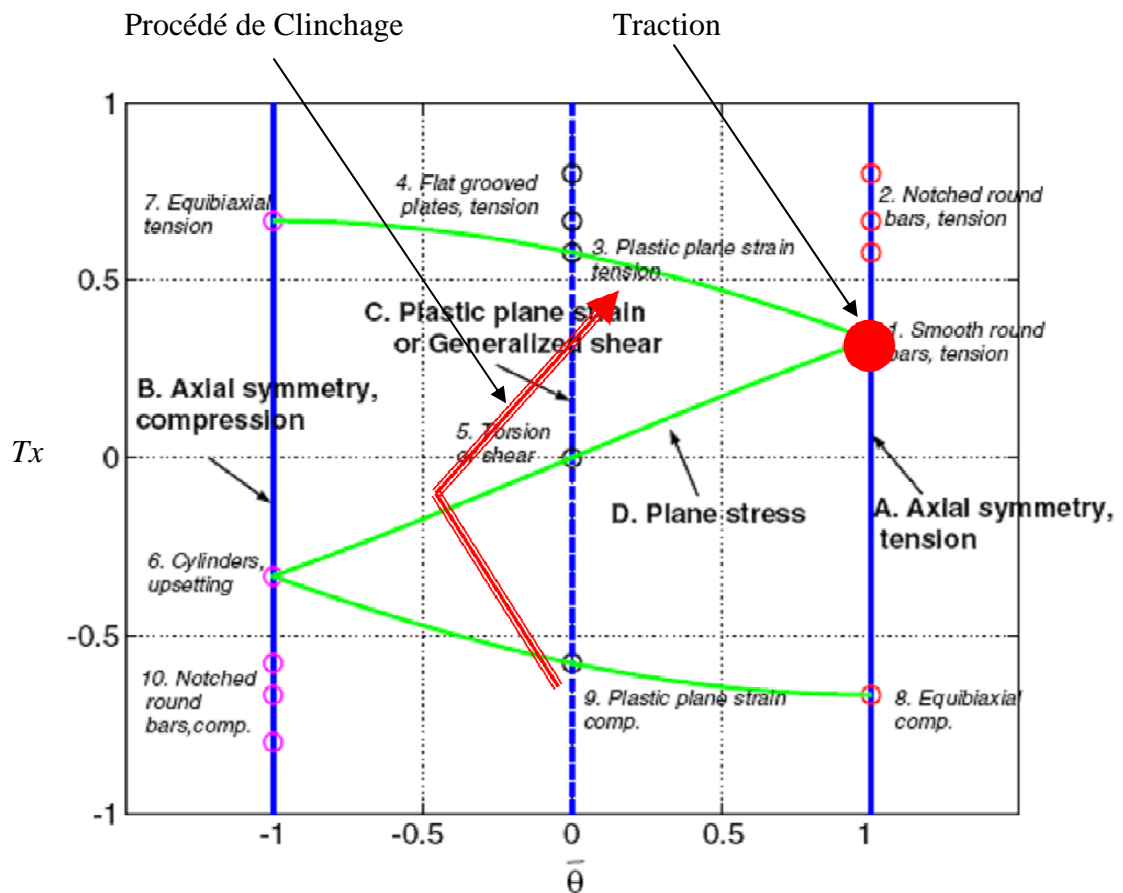


Figure 4-51 : Représentation de l'état des contraintes dans le plan de la triaxialité des contraintes et de l'angle de Lode [Bai08] - trajet de chargement du procédé de clinchage et de l'essai de traction

Le graphique de la Figure 4-51 met en évidence un point clé de l'identification : le modèle dont on souhaite identifier les paramètres doit être adapté au matériau étudié et être identifié dans un cas de chargement le plus proche possible du procédé que l'on souhaite modéliser.

Cette remarque amène un grand nombre de questions, liées au choix du modèle d'endommagement et aux essais mécaniques qui doivent être réalisés pour identifier ses paramètres. La méthodologie d'identification présentée ici constitue un excellent outil

d'investigation et d'identification de paramètres de comportement et d'endommagement à partir d'essais mécaniques appropriés.

4 Conclusion

Dans ce chapitre, les principes généraux de l'identification de paramètres matériau par analyse inverse ont été présentés dans un premier temps. Nous avons montré comment l'analyse inverse s'inscrit dans le cadre, plus général, de la problématique d'optimisation. Cette mise en relation, analyse inverse / optimisation, permet de s'appuyer sur la plateforme MOOPI pour réaliser l'identification.

Dans un deuxième temps, l'identification des paramètres du modèle d'endommagement ductile de Lemaitre à partir d'un essai de traction simple est abordée. La description, au chapitre 3, du modèle mécanique retenu permet d'aboutir à la définition du modèle direct d'un essai de traction. La définition d'une fonction coût adaptée au problème d'endommagement/rupture permet d'obtenir un problème de minimisation mieux posé et plus simple à résoudre. En effet, l'absence de bruit sur la fonction coût et de fortes différences de gradient de la fonction coût par rapport aux paramètres à identifier rend la minimisation plus efficace. Sur la base de cette fonction coût, une campagne d'analyse de sensibilité a été menée. Cette analyse a permis de mettre en évidence l'existence de multiples solutions au problème d'identification et la faible sensibilité par rapport au paramètre b du modèle d'endommagement ductile de Lemaitre. Cela a permis de montrer les limitations de l'exploitation d'une seule observable pour réaliser l'identification de plusieurs paramètres.

Un premier pas a été réalisé pour tenter de lever ces incertitudes en investiguant, par une approche numérique, l'intérêt de l'ajout d'une observable supplémentaire : une mesure de striction dans la section utile de l'éprouvette. Les résultats obtenus sont en demi-teinte. En effet, l'ajout de l'observable de striction ne procure pas vraiment une meilleure précision de la solution identifiée. Les problèmes de faible sensibilité des observables vis-à-vis de certains paramètres subsistent. Il est à noter également que cette mesure de striction supplémentaire permet d'enrichir plutôt l'identification de la partie plasticité que de la partie endommagement, ce qui explique en partie la faible amélioration de l'identification du paramètre d'endommagement b en rajoutant cette observable locale. Cependant, l'ajout de cette observable permet de limiter les minima locaux dans le domaine de recherche et donc d'accélérer de manière significative la vitesse de convergence de la méthode de minimisation. L'ajout d'une information locale présente donc un intérêt.

Plusieurs enseignements peuvent être retenus grâce à cette étude :

- Choix des observables : le choix des observables doit évidemment être adapté aux paramètres de la loi à identifier.
- Nombre d'observables : même si il est plus facile de ne travailler qu'avec une seule observable, on se rend bien compte que l'identification de plusieurs paramètres avec une seule observable ne peut conduire à l'identification d'un jeu de paramètres unique, surtout pour un comportement non linéaire tel que celui représenté par une loi élasto-plastique endommageable.
- Evaluation de la fonction coût : la fonction coût doit être évaluée dans une zone où la sensibilité par rapport aux paramètres que l'on souhaite identifier est importante. Dans le cas de l'endommagement, la fin de la courbe force-déplacement est bien

sûr plus sensible aux paramètres d'endommagement que le début de cette courbe. L'adaptation du calcul de la fonction coût à la rupture en fin d'essai est aussi un paramètre important à prendre en compte.

- Représentativité des lois de comportement et du modèle d'endommagement : quelle que soit la méthode de minimisation choisie, ou le nombre d'observables utilisé, la procédure d'identification ne peut pas fournir une représentation correcte de l'expérience si le modèle de comportement, ou le modèle d'endommagement n'est pas adapté au matériau étudié.
- Corrélation entre certains paramètres des lois : comme nous l'avons vu, certains paramètres du modèle ont des effets corrélés sur l'observable. Il est alors difficile de les identifier de manière unique. Il faut dans ce cas les identifier de manière séparée, à partir d'observables plus sensibles à l'un ou à l'autre de ces paramètres.
- Problème d'unicité des paramètres d'endommagement : des études récentes ont montré la sensibilité de l'endommagement ductile vis-à-vis de la triaxialité des contraintes T_x et de l'angle de Lode θ [Bai08]. Une autre manière de converger vers une solution unique est de baser l'identification sur plusieurs essais mécaniques faisant varier T_x et θ . Cette approche n'a pas été traitée ici mais est abordée dans le cadre du travail de thèse de J.M. Gachet [Gac10].

Chapitre 5

Identification : apport des mesures de champs

Le chapitre précédent a permis, d'une part, de mettre en évidence la limitation de l'efficacité de l'identification de paramètres sur la base d'une observable globale (la force de traction), et d'autre part de montrer l'intérêt de compléter la base des observables par une mesure locale : la mesure de la striction.

Dans ce chapitre, on propose de poser les premières pierres pour exploiter une base d'observables encore plus riche : les mesures de champs. En effet, l'utilisation de caméras CCD couplées avec des méthodes d'analyse d'images permet d'obtenir une information beaucoup plus riche que les observables traitées jusqu'à maintenant. Ces méthodes de mesure, sans contact et non intrusives, permettent d'obtenir le champ de déplacement sur toute une face de l'éprouvette et ce tout au long de l'essai mécanique. L'information collectée est donc d'une très grande richesse.

Ce chapitre propose dans un premier temps une revue des différentes méthodes d'identification s'appuyant sur les mesures de champs. Suite à cette revue, notre choix se porte sur les méthodes dites par recalage éléments finis. Une méthodologie incluant une double utilisation des mesures de champs sera alors décrite : l'utilisation des mesures de champs comme conditions limites du problème éléments finis, et la construction d'une fonction coût comparant les champs de déplacement obtenus par calcul éléments finis et ceux obtenus par mesure de champs. Puis une analyse de sensibilité de cette fonction coût par rapport aux paramètres de la loi d'écrouissage ainsi que de la loi d'évolution de l'endommagement sera menée. Finalement, le traitement d'un premier essai expérimental est proposé.

L'étude proposée ici se focalise sur l'exploitation des mesures de champs pour l'identification. Les aspects expérimentaux et les aspects liés au traitement d'images pour obtenir le champ de déplacement à partir d'une série de clichés ne seront pas abordés. Pour plus de détails sur ce point, le lecteur pourra se reporter aux travaux de thèse de Lecompte [Lec06] et à la documentation du logiciel Aramis®, commercialisé par Gom [Gom10], et qui est utilisé ici pour traiter les prises de vue.

1 Exploitation des mesures de champs pour l'identification

Dans cette première partie on propose une revue des différentes méthodes utilisées pour l'identification de paramètres à partir de mesures de champs. L'utilisation de champs de déplacement ou de déformation pour l'identification de paramètres associés aux propriétés rhéologiques des matériaux est un domaine de recherche en constante évolution et particulièrement actif, notamment en France au sein du groupe de recherche mesure de champs [Avr08, Gre11].

1.1 Recalage par éléments finis (REF)

Conceptuellement, cette méthode est la plus intuitive. Elle consiste à réaliser plusieurs simulations éléments finis de l'essai mécanique afin de trouver les paramètres matériau engendrant la meilleure superposition des champs numériques et expérimentaux.

Concrètement, la méthode consiste à recalculer de façon itérative le champ de déformation ou de déplacement issu d'un calcul par éléments finis sur celui issu de mesures de champs [Pag09]. A chaque itération, à partir de l'erreur entre les données expérimentales et simulées, les paramètres du modèle sont redéfinis grâce à l'algorithme d'optimisation. Deux types de recalage éléments finis sont à distinguer : l'un basé sur le champ de force (REF-F), et l'autre basé sur le champ de déplacement (REF-U).

La méthode en force (REF-F) se base sur une parfaite connaissance du champ de déplacement \hat{U} et de la force appliquée \hat{F} .

Dans ce cas le problème inverse s'écrit sous la forme :

$$\begin{cases} P = \arg \min (\|R_f(P)\|) \\ R_f(P) = F_{FE}(P, \hat{U}) - \hat{F} \\ F_{FE}(P, \hat{U}) = K(P)\hat{U} \end{cases} \quad (5.1)$$

où P représente le jeu de paramètres à identifier, R_f la fonction coût à minimiser, F_{FE} est la force résultante calculée via la résolution du problème éléments finis, et K est la matrice de rigidité relative au problème éléments finis. La résolution de ce problème est schématisée Figure 5-1.

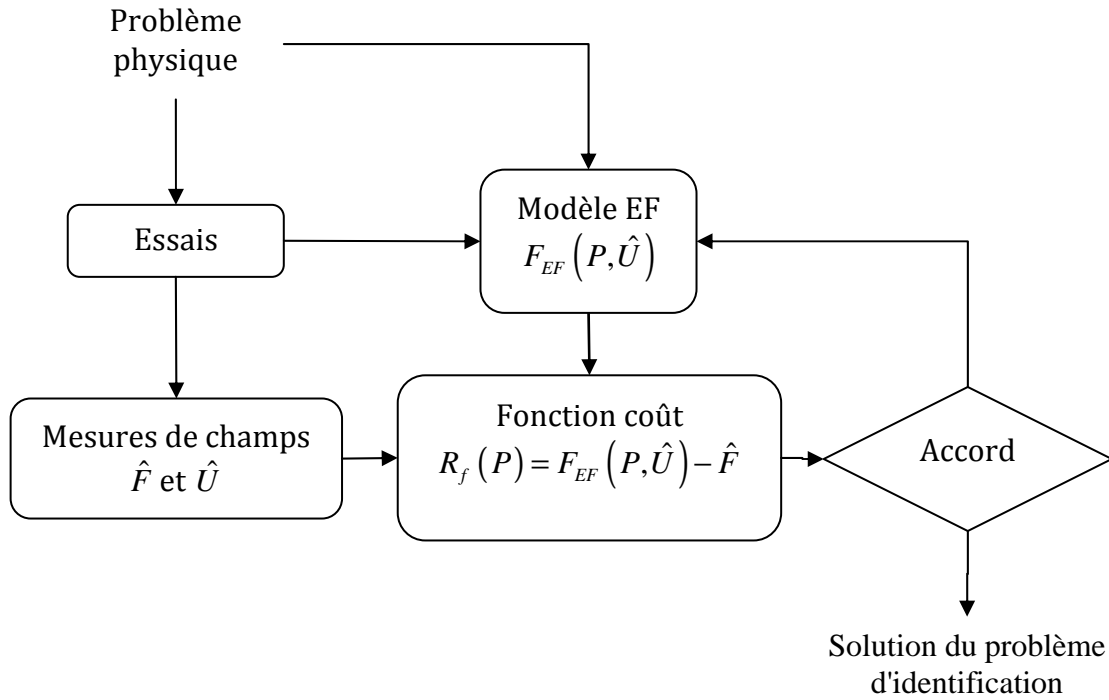


Figure 5-1 : Schéma de résolution de la méthode par recalage éléments finis REF-F

L'autre méthode, REF-U, est une formulation en déplacement. Cette méthode alternative, basée sur la concordance des champs de déplacement, consiste à minimiser le système suivant :

$$P = \arg \min \left(\|U(P) - \hat{U}\| \right) \quad (5.2)$$

Où $U(P)$ est le champ obtenu par le calcul éléments finis.

La minimisation se fait alors sous contrainte d'égalité entre la force globale mesurée et celle obtenue par le calcul éléments finis.

Il existe ensuite plusieurs approches généralisées mêlant les méthodes REF-F et REF-U. Giton et al. [Git06] et Pagnacco et al. [Pag07] proposent des formulations généralisées, par exemple la formulation multi-objectifs suivante :

$$P = \arg \min \left(R_U(P) = \|U(P) - \hat{U}\|, R_F(P) = \|F_{\text{int}}(U, P) - \hat{F}\| \right) \quad (5.3)$$

En conclusion, l'identification par recalage éléments finis permet, d'une part de traiter des géométries complexes, et d'autre part l'utilisation d'un champ de déplacements mesurés (il n'est pas nécessaire de connaître le champ de déformations). Néanmoins, la mise en œuvre d'une telle méthode nécessite de choisir une formulation du problème inverse ainsi qu'une modélisation pour les conditions aux limites.

Concernant les méthodes présentées ci-dessus, la formulation en effort présente l'avantage de ne pas être sensible aux mouvements de corps rigides, mais elle nécessite une parfaite connaissance du champ de déplacement et elle s'avère assez sensible aux bruits de mesure. La formulation en déplacement est quant à elle moins sensible aux bruits de mesure. Elle permet d'utiliser des mesures incomplètes en déplacement, mais en contre partie elle s'avère être sensible aux mouvements de corps rigides et elle est toujours résolue de manière itérative.

La formulation généralisée est plus souple. Les mesures cinématiques ne sont utilisées qu'aux bords. Cette approche est donc particulièrement intéressante en 3D avec des mesures de surface.

1.2 L'erreur en relation de comportement

Cette méthode a été initialement développée pour estimer et améliorer les erreurs des modèles éléments finis [Lad83]. Elle est ensuite apparue comme un puissant outil d'identification. Elle se base sur la minimisation d'une norme énergétique et peut servir pour l'identification de propriétés élastiques à partir d'un seul essai. En élasticité, l'erreur en relation de comportement est définie comme une somme d'énergies potentielles et complémentaires. En l'absence de forces extérieures, celle-ci peut s'écrire, pour des champs de contraintes et de déplacements admissibles :

$$E(U, \sigma, C) = \frac{1}{2} \int_V (\sigma - C : \varepsilon(U)) : C^{-1} : (\sigma - C : \varepsilon(U)) dV \quad (5.4)$$

Où σ est le tenseur des contraintes, C le tenseur d'élasticité, et $\varepsilon(U)$ le tenseur de déformation associé au déplacement U .

Le champ de déformation est mesuré par une mesure de champs, ou calculé à partir du champ de déplacement. Le champ de contraintes, quant à lui, est issu du modèle EF, pour un tenseur d'élasticité C donné. La minimisation de E donne la meilleure valeur de C .

Cette méthode est applicable une nouvelle fois uniquement à l'élasticité linéaire, ce qui dans notre cas n'est pas suffisant.

1.3 L'écart à l'équilibre

La méthode d'écart à l'équilibre [Cla04] est une méthode qui se base sur des mesures de champs de déplacement. A partir de ces données, il est possible de remonter à un champ de propriétés en un nombre fini de points de la surface étudiée.

Cette méthode repose sur l'écriture de l'équilibre mécanique à l'intérieur du système étudié. Le but est de trouver l'équilibre interne du système pour un champ de déformation donné. La variable d'ajustement étant les propriétés mécaniques. Cette relation d'équilibre conduit à un système d'équations linéaires à résoudre, dont les inconnues sont les propriétés mécaniques.

Cette méthode présentée par Claire et al. ([Cla04]) est utilisée dans le cadre de problèmes d'élasticité pour la détermination de paramètres d'endommagement sur des composites [Cro08]. Elle s'avère non encore aboutie dans un cadre plus large comme celui relatif aux problèmes élasto-viscoplastiques ou d'endommagement ductile.

1.4 L'écart à la réciprocité

Cette méthode a été développée pour l'analyse de solides élastiques isotropes renfermant des fissures. Le principe de l'écart à la réciprocité [And97] consiste à écrire l'expression de Maxwell Betti, non pas entre deux solutions du problème élastique, mais entre une solution élastique sur le domaine sain et une solution élastique sur le domaine contenant potentiellement une fissure. Cette expression n'étant pas identiquement nulle, elle fournit une information sur les discontinuités de déplacement traversées par la fissure.

Nous ne développerons pas davantage cette méthode, qui est plus une méthode servant à détecter la présence de singularités qu'une méthode permettant d'identifier des paramètres matériaux.

1.5 La méthode des champs virtuels

Cette méthode est basée sur le principe des puissances virtuelles, appliqué sur un champ virtuel bien choisi. Cette méthode non itérative permet l'identification des propriétés mécaniques à partir de mesures de champs de déplacements [Gre98]. Contrairement au recalage éléments finis, elle ne nécessite pas l'utilisation d'une simulation numérique. Pour un échantillon de volume V soumis à une force F , le principe des travaux virtuels impose qu'il existe un champ de déplacements virtuel cinématiquement admissible u^* et son champ de déformations associé ϵ^* tels que l'égalité entre travaux à l'intérieur et à la surface de V soit vérifiée. On peut écrire :

$$-C_{ijkl} \int_V \epsilon_{kl} \epsilon_{ij}^* dV + \int_S T_i u_i^* dS = 0 \quad (5.5)$$

Cette expression est vraie pour tout champ virtuel cinématiquement admissible. De plus, il existe une équation pour chaque champ virtuel. Pour un problème donné, les équations disponibles sont les suivantes :

- Equation d'équilibre :

Forme forte :

$$\sigma_{ij,j} + f_i = 0 + \text{conditions aux limites} \quad (5.6)$$

Ou l'expression écrite en formulation faible :

$$-C_{ijkl} \int_V \epsilon_{kl} \epsilon_{ij}^* dV + \int_S T_i u_i^* dS + \int_V f_i u_i^* dV = 0 \quad (5.7)$$

- Loi de comportement (exemple élastique)

$$\sigma_{ij} = C_{ijkl} \epsilon_{kl} \quad (5.8)$$

- Lien déplacements-déformations

$$\epsilon_{ij} = \frac{1}{2} (u_{i,j} + u_{j,i}) \quad (5.9)$$

A partir des équations précédentes on peut écrire un système de P équations à P inconnues :

$$\begin{cases} -C_{ijkl} \int_V \epsilon_{kl} \epsilon_{ij}^{(1)*} dV + \int_S T_i u_i^{(1)*} dS = 0 \\ -C_{ijkl} \int_V \epsilon_{kl} \epsilon_{ij}^{(2)*} dV + \int_S T_i u_i^{(2)*} dS = 0 \\ \dots \\ -C_{ijkl} \int_V \epsilon_{kl} \epsilon_{ij}^{(p)*} dV + \int_S T_i u_i^{(p)*} dS = 0 \end{cases} \quad (5.10)$$

Cette forme permet de résoudre directement, inconnue par inconnue, le problème d'identification de chaque constante élastique. Des travaux récents ont permis d'étendre la méthode à des cas non linéaires [Cha06] et [Gre06]. La principale difficulté de cette méthode est le choix des champs virtuels.

1.6 Choix d'une méthode

Pour l'identification des paramètres de la loi d'évolution d'endommagement ductile, notre choix se porte sur les méthodes par recalage éléments finis. Ce choix est motivé par deux principaux arguments :

- L'approche par recalage permet une grande flexibilité dans le type d'essais exploité. Ceci peut s'avérer particulièrement intéressant lorsque l'on souhaite réaliser des essais plus complexes faisant varier le taux de triaxialité des contraintes par exemple.
- Parmi les méthodes présentées ci-dessus, le recalage par éléments finis est une méthode qui permet de travailler dans le cadre de problèmes non linéaires et mettant en jeu de grandes déformations plastiques. En effet, les autres méthodes proposées ne sont exploitables que dans un cadre de petites déformations linéaires, ou sont encore en cours de développement pour des problèmes non-linéaires.

2 Exploitation des mesures de champs

Dans cette partie, nous détaillons comment les mesures de champs sont exploitées dans le cadre de l'identification par analyse inverse.

2.1 Données disponibles

Le montage de mesure de champs mis en place permet d'obtenir l'évolution des champs de déplacement tout au long de l'essai mécanique (Figure 5-2). La prise de vue est réalisée avec une caméra CCD de 1200x1000 pixels.

Cette caméra filme en continu une face de l'éprouvette préalablement recouverte d'un mouchetis de peinture pour réaliser la corrélation d'images.

La corrélation d'images, réalisée à l'aide du logiciel Aramis® [Gom10] sur la base des prises de vue, permet d'évaluer les déplacements dans le plan de l'éprouvette (le déplacement dans la direction de l'épaisseur de l'éprouvette ne pouvant pas être mesuré avec un système mono-caméra).

Le champ de déplacement ainsi obtenu est disponible sur une face, avec une résolution temporelle dépendante de la fréquence d'échantillonnage de la caméra, et une résolution spatiale fixée par la taille des fenêtres de corrélation et leur taux de recouvrement. La précision de la mesure est liée notamment à la qualité du mouchetis réalisé sur la face de l'éprouvette. Le mouchetis de peinture doit être le plus fin possible et proposer le plus large spectre de nuance de gris possible afin d'obtenir une corrélation de qualité.

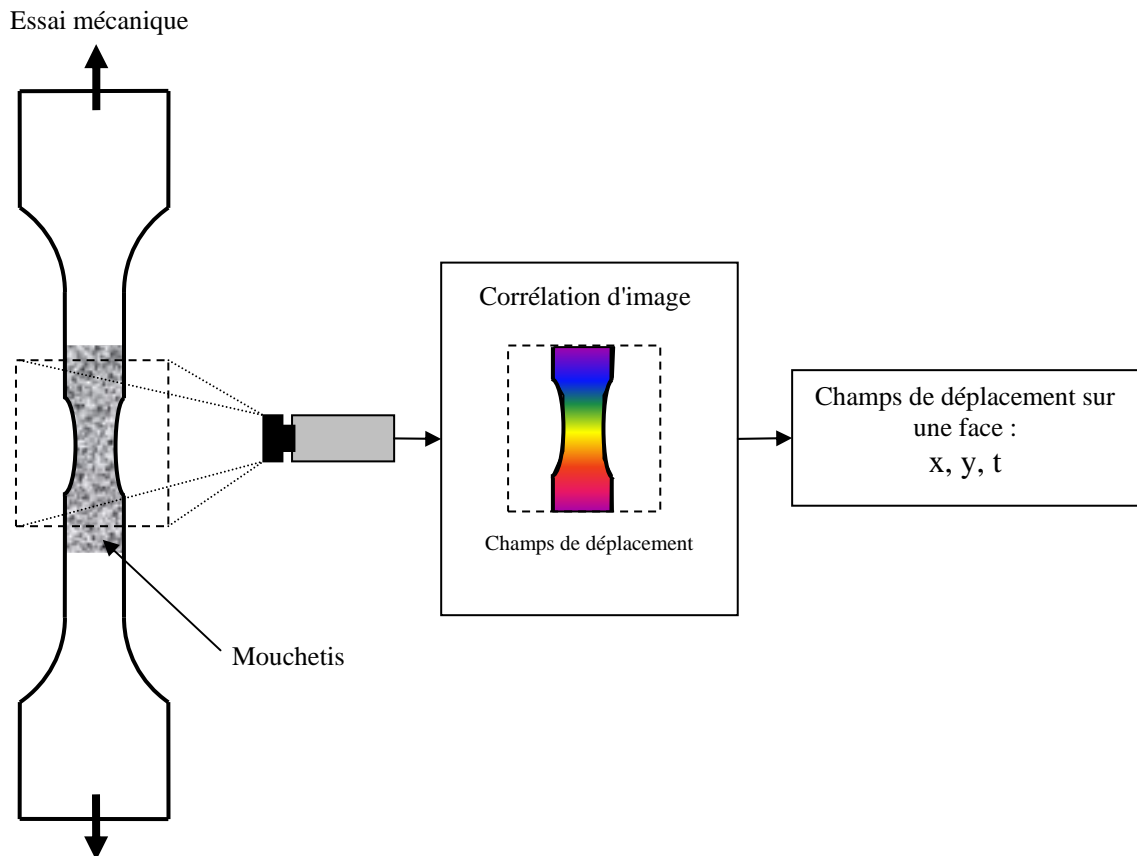


Figure 5-2 : Schéma de l'acquisition d'une mesure de champs

Les champs de déplacement ainsi obtenus sont convertis dans un format lisible par la librairie CimLib de calcul éléments finis. Cette conversion est réalisée via une série de scripts Matlab®. Trois grandeurs sont alors disponibles sur une grille régulière (correspondant aux fenêtres de corrélation utilisées) : le déplacement selon X, selon Y et un champ binaire sur la disponibilité de la mesure (Figure 5-3). Ces données sont disponibles pour les différents instants fixés par la fréquence d'acquisition des images.

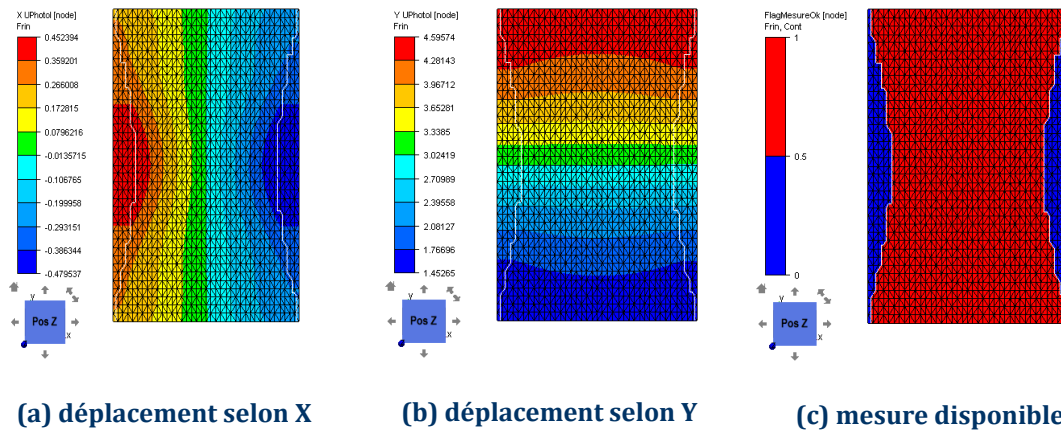


Figure 5-3 : Données issues des mesures de champs

La grille de support de ces mesures est maillée par des éléments triangles pour pouvoir utiliser les opérateurs de transport disponibles dans la librairie CimLib [Dig07] qui travaille exclusivement avec des simplexes (triangles, tétraèdres).

2.2 Pilotage de simulations éléments finis avec des mesures de champs

La première étape proposée dans l'exploitation de la mesure de champs est d'utiliser le champ de déplacement mesuré comme condition limite du calcul éléments finis.

2.2.1 Démarche et hypothèses

Pour réaliser ce pilotage une portion de l'éprouvette est modélisée par éléments finis. Les bords pilotés par les données issues des mesures de champs sont définis par l'utilisateur (Figure 5-4, cadres noirs).

Un transport, par interpolation linéaire, du champ de déplacement mesuré dans ces zones est alors réalisé vers le modèle éléments finis. Ces déplacements mesurés sont alors imposés comme conditions limites pour le calcul éléments finis.

Les informations provenant des mesures de champs sont uniquement disponibles suivant deux dimensions. Il est donc nécessaire de faire une hypothèse sur le déplacement dans la troisième dimension (l'épaisseur de l'éprouvette), le modèle éléments finis étant en 3 dimensions.

La Figure 5-4 présente une carte obtenue par mesure de champs. Il est à noter que ces mesures sont portées par un maillage en trois dimensions (Figure 5-4 image de gauche), dont la troisième dimension est fictive.

On fait donc les hypothèses suivantes :

- les déplacements (suivant les axes x et y) observés en surface sont invariants dans l'épaisseur de l'éprouvette, des conditions limites identiques sont donc appliquées suivant toute l'épaisseur de l'éprouvette.
- Dans les zones où les conditions limites sont appliquées, le déplacement suivant l'épaisseur est laissé libre.

La méthode mise en place ici impose le pas de temps du calcul par éléments finis. En effet, celui-ci est imposé par la fréquence d'acquisition de la prise de vue. Cette procédure est donc itérative, elle est schématisée Figure 5-5.

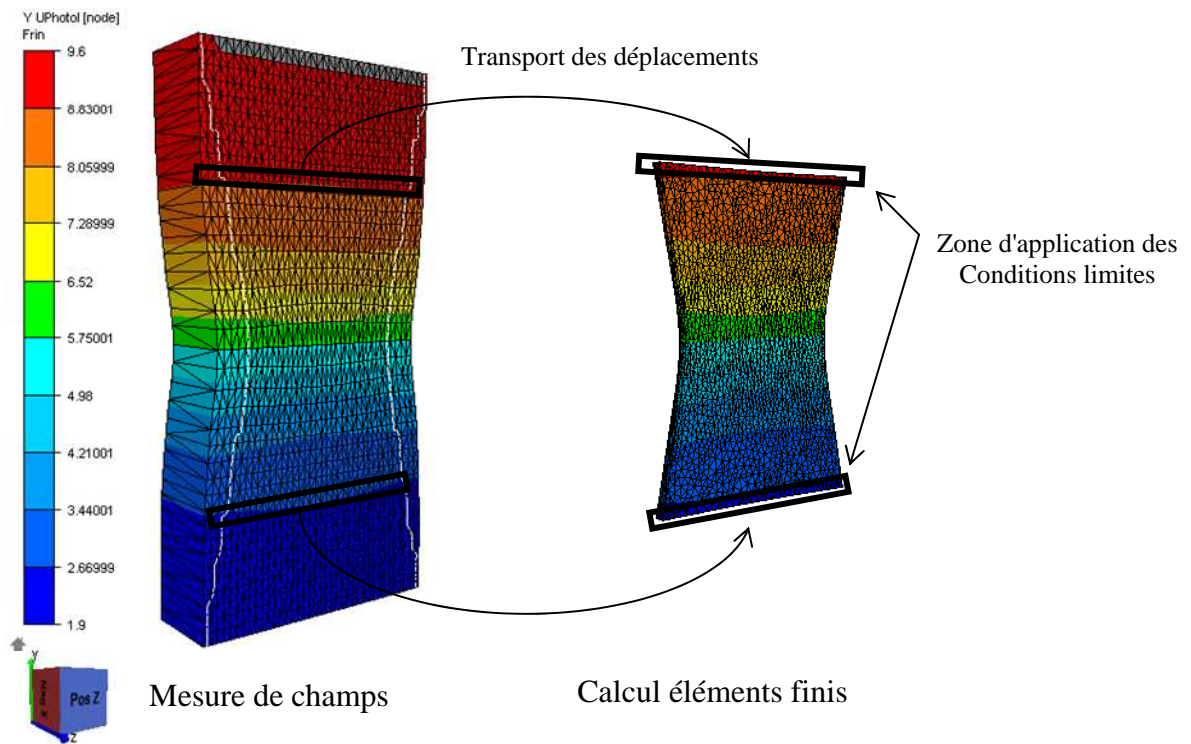


Figure 5-4 : Principe du pilotage d'une simulation éléments finis avec des mesures de champs

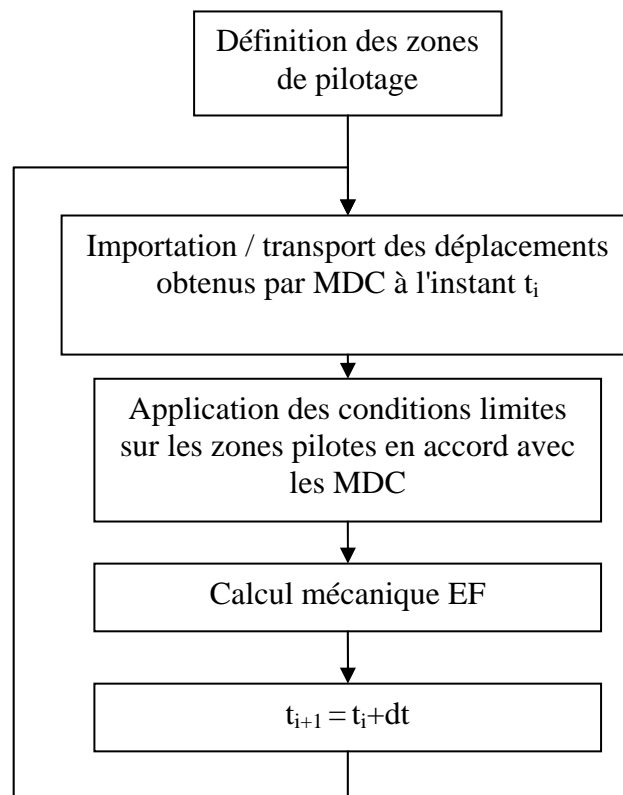


Figure 5-5 : Processus de pilotage d'un calcul éléments finis par les mesures de champs

2.2.2 Validations

La superposition des champs issus de mesures de champs (Figure 5-6, zone large) et ceux issus du calcul éléments finis (Figure 5-6, zone centrale) permettent de valider la méthodologie proposée. Les iso-valeurs de déplacement se superposent bien sur le bord où les conditions limites sont imposées (Figure 5-6).

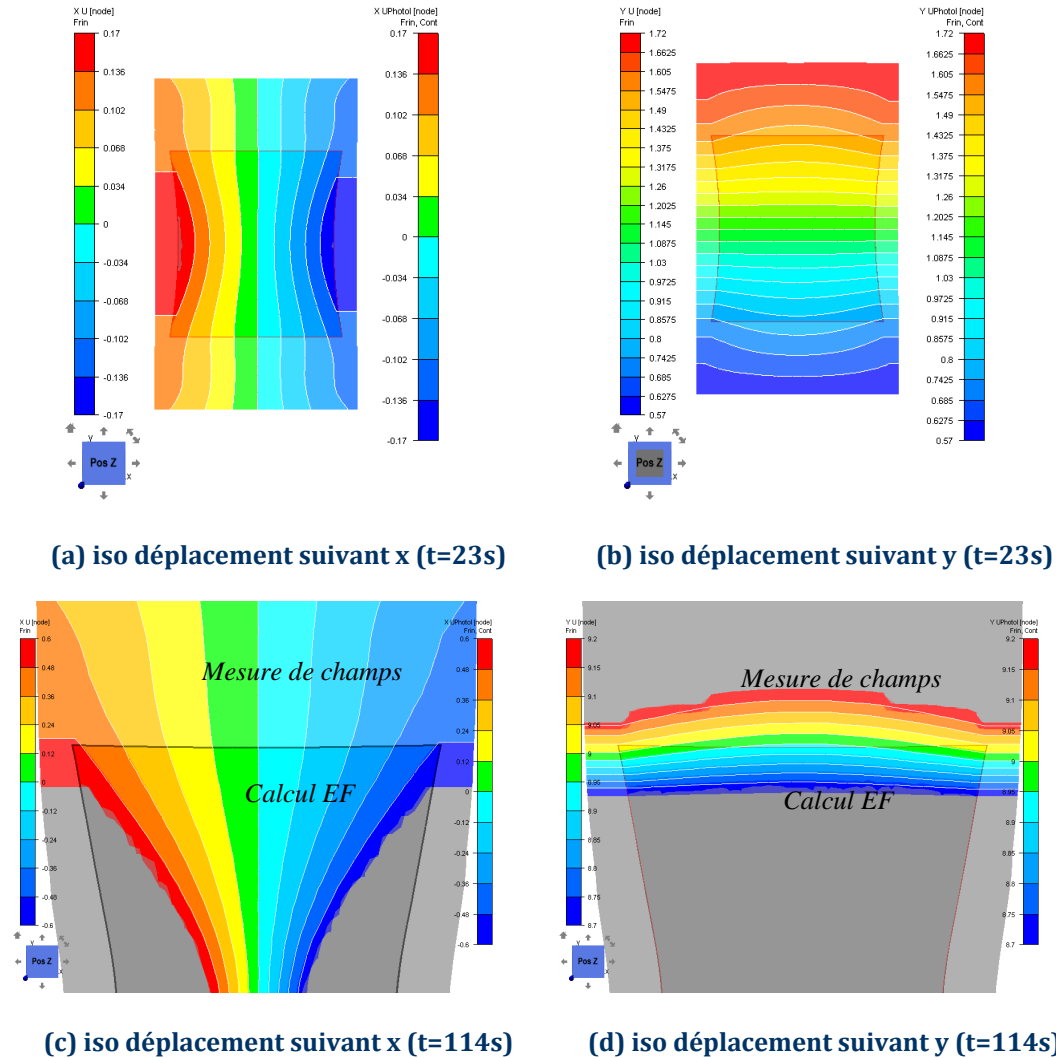


Figure 5-6 : Validation conditions limites issues des mesures de champs - superposition des iso-valeurs de déplacement issues des mesures de champs et obtenues par calcul éléments finis

Cette approche présente plusieurs intérêts :

- elle permet de s'affranchir des mouvements de corps rigide : le mouvement de corps rigide expérimental est retranscrit automatiquement sur le calcul éléments finis au travers des conditions limites issues de la mesure de champs,
- la modélisation entière de l'éprouvette n'est pas nécessaire, la réduction du domaine permet de réduire le temps de calcul.

Cette approche possède également des inconvénients :

- à l'état initial, la coïncidence des géométries expérimentale et numérique doit être la meilleure possible,

- le pilotage en déplacement est sensible au bruit de mesure. Un bruit trop important peut créer des déplacements locaux (sur la zone de pilotage) non continus, et ainsi générer des contraintes et déformations non physiques. Dans la plupart des cas, un filtrage des données expérimentales est donc nécessaire.

2.3 Construction d'une fonction coût adaptée aux mesures de champs en grandes déformations

2.3.1 Formulation

L'étape suivante dans l'exploitation des mesures de champs est de mettre en place une fonction coût adaptée aux mesures de champs, c'est-à-dire qui est capable d'évaluer l'écart entre une carte de déplacement numérique et expérimentale.

Pour réaliser cette évaluation on dispose, à chaque incrément, d'une carte de déplacement expérimentale rattachée au maillage régulier issu de la prise de vue, et d'une carte de déplacement numérique rattachée au maillage courant du calcul éléments finis.

Il est primordial de comparer les déplacements numériques et expérimentaux du même point matériel. La première solution envisagée est de travailler avec un maillage coïncidant entre les points de mesure expérimentaux et les nœuds du maillage éléments finis. Cette approche est proposée par Springmann et al. [Spr06]. L'écart entre les déplacements numériques et expérimentaux est alors évalué directement nœud à nœud. Un exemple de maillage utilisé par Springmann est présenté Figure 5-7.

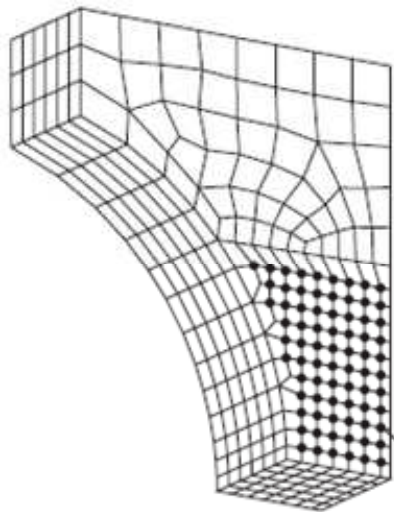


Figure 5-7 : Maillage coïncident entre les points de mesure du déplacement et les nœuds du maillage éléments finis [Spr06]

Cette approche est peu flexible. En effet, le maillage est directement fixé par les données expérimentales. Pour s'affranchir de cette contrainte et afin de travailler avec un maillage quelconque, il est nécessaire de comparer les champs de déplacement rapportés à la configuration initiale. La démarche mise en place est décrite Figure 5-8.

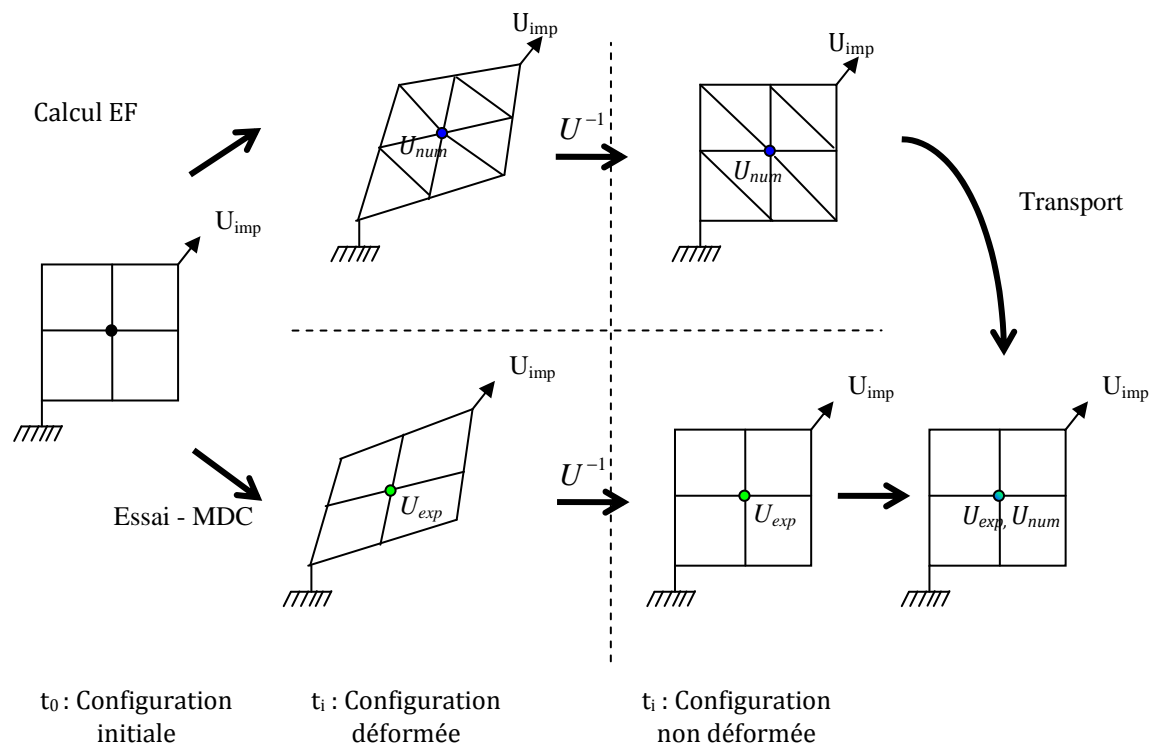


Figure 5-8 : Principe de comparaison des champs de déplacement

Les configurations déformées numérique et expérimentale sont obtenues respectivement via le calcul éléments finis et la mesure de champs pendant l'essai mécanique. Ces deux configurations sont alors ramenées dans la configuration initiale, et le champ de déplacement numérique est transporté sur le maillage rattaché aux mesures de champs.

Cette démarche permet de regrouper sur un même maillage les informations issues du calcul éléments finis et issues des mesures de champs.

L'utilisation des outils de transport présents dans la librairie CimLib® permet de travailler avec des maillages numériques et de mesure de champs non coïncidents. Cette souplesse d'utilisation a, en contre partie, un biais : le transport introduit une incertitude liée à l'erreur d'interpolation entre les maillages.

Une fois les deux champs de déplacement exprimés sur le même maillage on peut évaluer la fonction coût :

$$fc_{MDC}(P) = \omega_x fc_x(P) + \omega_y fc_y(P)$$

avec

$$fc_x(P) = \sum_{t=1}^T \left(\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n [\delta_i (Ux_i^{num}(P) - Ux_i^{mdc})]^2}{\sum_{i=1}^n \delta_i}} \right)$$

$$fc_y(P) = \sum_{t=1}^T \left(\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n [\delta_i (Uy_i^{num}(P) - Uy_i^{mdc})]^2}{\sum_{i=1}^n \delta_i}} \right) \quad (5.11)$$

où T est le nombre de clichés, n est le nombre de points de mesure, δ_i la valeur binaire sur la disponibilité de la mesure valant 0 (mesures non disponibles) ou 1 (mesures disponibles), ω_x et ω_y la pondération donnée aux composantes du déplacement, Ux_i^{num} et Uy_i^{num} les déplacements suivant les deux axes issus du calcul éléments finis, et Ux_i^{mdc} et Uy_i^{mdc} ceux issus des mesures de champs. Afin de ne pas surcharger les notations, l'indice d'incrément temporel t n'a pas été écrit : les grandeurs Ux_i^{num} , Uy_i^{num} , Ux_i^{mdc} , Uy_i^{mdc} et δ_i sont dépendantes de t .

La formulation proposée ici permet donc de comparer et d'exploiter des mesures de champs dans le cadre de grandes déformations et en utilisant toutes les méthodes numériques spécifiques à ce cas, notamment les outils de remaillage adaptatif. Cette formulation ne tient pas compte des incertitudes de mesure. Les travaux de Fazini [Faz09] proposent une formulation proche de celle décrite équation (5.11), qui permet d'intégrer une incertitude constante ou proportionnelle dans l'évaluation de la fonction coût.

La formulation (5.11) peut être rattachée aux méthodes de recalage éléments finis en déplacement (REF-U) présentées précédemment. Cependant il semble préférable de conserver l'information de la force de traction, la fonction coût utilisée sera donc une somme pondérée des fonctions coût liées à l'observable globale de force et à l'observable locale de mesure de champs de déplacement.

2.3.2 Gestion de la rupture

Comme pour le traitement des observables de type force/déplacement (Chapitre 4), il existe des cas pour lesquels l'une des deux mesures de déplacement (numérique ou expérimentale) n'est plus disponible pour un instant donné. Ces cas se présentent lorsque la rupture de l'éprouvette numérique se produit de manière prématurée ou retardée par rapport à la rupture observée expérimentalement.

Afin de gérer ces différents instants de rupture, une stratégie similaire à celle mise en place pour compléter l'observable force-déplacement est mise en place (Chapitre 4, paragraphe 3.2). Les mesures manquantes en un point sont complétées par les dernières mesures disponibles en ce même point. La règle utilisée pour compléter les mesures numériques et expérimentales est décrite par les conditions suivantes :

$$\text{Si } \delta_{i,t}^{num} = 0, \text{ alors } \begin{cases} Ux_{i,t}^{num} = Ux_{i,t-1}^{num} \\ Uy_{i,t}^{num} = Uy_{i,t-1}^{num} \end{cases} \quad (5.12)$$

$$\text{Si } \delta_{i,t}^{exp} = 0, \text{ alors } \begin{cases} Ux_{i,t}^{exp} = Ux_{i,t-1}^{exp} \\ Uy_{i,t}^{exp} = Uy_{i,t-1}^{exp} \end{cases}$$

Où δ_i^{exp} et δ_i^{num} représentent respectivement la disponibilité des mesures expérimentales et numériques.

3 Etude de sensibilité par surface de réponse

3.1 Cas de référence - essai virtuel

Comme dans le chapitre précédent, l'analyse est faite sur la base d'un essai de traction. L'essai considéré ici n'est cependant pas un essai sur une éprouvette présentant une zone utile homogène : l'éprouvette présente un rayon dans la zone utile (Figure 5-9). L'objectif est de créer une répartition non homogène des déformations et des déplacements.

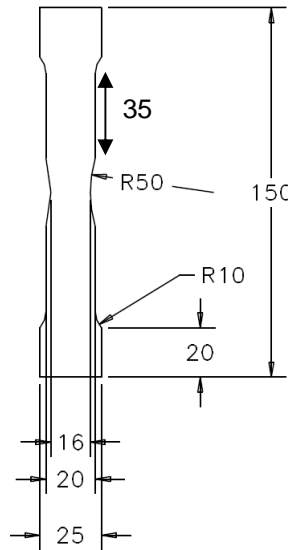


Figure 5-9 : Epreuve de traction entaillée (épaisseur 2mm)

Une simulation d'un essai de traction sur cette éprouvette est réalisée, les informations (force résultante et champs de déplacement) obtenues sont conservées. Elles serviront de « données expérimentales virtuelles » pour l'analyse de sensibilité. Les paramètres matériaux utilisés pour la génération de l'essai virtuel sont rappelés dans le Tableau 4-2.

Paramètres	Jeu 1
E	69000 MPa
ν	0.3
σ_y	46 MPa
K	430MPa
n	0.34
b	1
S_0	0.7 MPa
w_c	0.8
$\bar{\epsilon}_d$	0.16
l_c	0.06 mm
h	0.2

Tableau 5-1 : Jeu de paramètres de référence pour la génération de l'essai virtuel

Le modèle direct mis en place ne modélise que la partie centrale de l'éprouvette (une zone de 10 mm de part et d'autre du plan moyen de l'éprouvette), comme illustré Figure 5-4. On utilise ici les mesures de champs à double titre : pilotage en déplacement sur les bords de la zone d'étude et évaluation de la fonction coût (équation(5.11)).

3.2 Sensibilité par rapport aux paramètres de la loi d'écrouissage

Une analyse de sensibilité par rapport aux paramètres du modèle d'écrouissage est réalisée. 240 évaluations du modèle direct sont effectuées. Les surfaces de réponse ainsi obtenues sont présentées Figure 5-10. Pour chacun des couples de paramètres, les différentes contributions de la fonction coût sont détaillées. Ainsi, nous observons dans les trois premières colonnes, la fonction coût relative à la force fc_F , relative aux déplacements en X fc_x , et relative aux déplacements en Y fc_y , et dans la dernière colonne la fonction coût globale. Cette fonction coût globale est une somme pondérée des différentes contributions (équation(5.13)), les poids sont choisis égaux pour ces tests : $\omega_x = \omega_y = \omega_F = \frac{1}{3}$.

$$fc(P) = \omega_x fc_x(P) + \omega_y fc_y(P) + \omega_F fc_F(P) \quad (5.13)$$

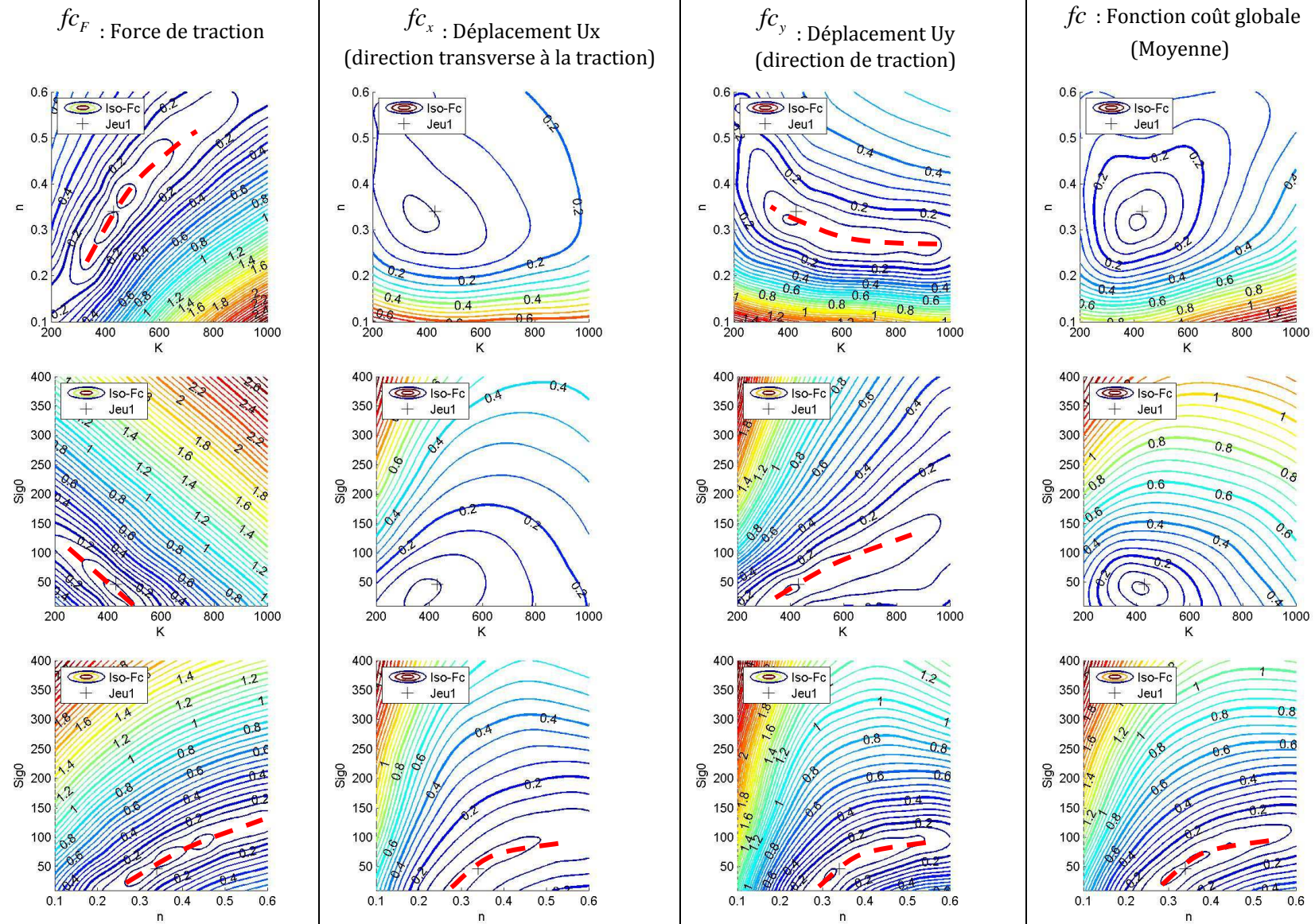


Figure 5-10: Surfaces de réponse - analyse de sensibilité des contributions de la fonction coût par rapport aux paramètres de la loi d'écrouissage

Tout d'abord, nous pouvons noter que la forme des surfaces de réponse associées à la contribution en force (Figure 5-10, colonne 1) ont une allure classique : le problème est mal conditionné, les surfaces de réponse présentent une vallée importante. Ces vallées sont significatives d'un problème de corrélation entre les paramètres du modèle, notamment lorsque l'on n'utilise qu'une observable globale.

Plusieurs remarques peuvent être formulées par rapport à l'apport des mesures de champs :

- Analyse de sensibilité par rapport aux couples de paramètres (K, n) et $(K, Sig0)$ (Figure 5-10, lignes 1 et 2) :
 - Observable force (Figure 5-10, colonne 1, lignes 1 et 2) : les deux surfaces de réponse présentent une vallée relativement étroite (pointillés rouges), un ensemble de jeux de paramètres (K, n) et $(K, Sig0)$ proposent des fonctions coût de valeur faible et sont donc des solutions potentielles du problème. L'identification menée sur cette seule observable présente donc une incertitude importante, due à la corrélation entre les paramètres du modèle.
 - Observable U_x (Figure 5-10, colonne 2, lignes 1 et 2) : les deux surfaces de réponse présentent une zone de minimum relativement large. La sensibilité de la fonction coût aux paramètres est donc relativement faible. On remarque cependant que les vallées observées précédemment ont disparues. Ceci dénote d'une meilleure décorrélation des paramètres.
 - Observable U_y (Figure 5-10, colonne 3, lignes 1 et 2) : les deux surfaces de réponse présentent des vallées relativement étroites (pointillés rouges). Ces vallées dénotent encore une fois d'une certaine corrélation entre les paramètres vis-à-vis de l'observable. Cependant, ces vallées ont comme principale caractéristique d'être orientées différemment de celles observées sur la surface de réponse relative à la force (Figure 5-10, colonne 1, lignes 1 et 2) et sont donc, à ce titre, très riches d'informations.
 - Combinaison des 3 contributions (Figure 5-10, colonne 4, lignes 1 et 2) : une combinaison de ces surfaces de réponse permet de lever les problèmes de sensibilité et de corrélation des paramètres liés aux couples de paramètres (K, n) et $(K, Sig0)$. En effet, ces surfaces de réponse présentent un minimum bien défini et ne font plus apparaître de vallées, caractéristiques d'une corrélation entre les paramètres du modèle.
- Analyse de sensibilité par rapport au couple de paramètres $(n, Sig0)$ (Figure 5-10, ligne 3) : les trois surfaces de réponse (Figure 5-10, ligne 3, colonnes 1, 2 et 3) présentent des vallées similaires (pointillés rouges). Pour ce couple de paramètres les mesures de champs ne permettent pas de lever les problèmes de corrélation entre les paramètres n et $Sig0$. Ce problème de corrélation est récurrent pour les différentes observables, l'une des solutions couramment employée est de fixer le seuil $Sig0$ en analysant la courbe force déplacement.

Cette analyse de sensibilité par rapport aux paramètres de la loi d'écrouissage, réalisée sur un essai virtuel, permet de mettre en évidence l'intérêt d'exploiter des observables issues de mesures de champs : cet ajout permet d'obtenir un problème de minimisation mieux conditionné, limitant les corrélations entre paramètres. Le problème d'inversion est donc mieux posé, il sera donc plus simple à résoudre et les paramètres identifiés le seront avec plus de fiabilité.

3.3 Sensibilité par rapport aux paramètres de la loi d'évolution de l'endommagement ductile de Lemaitre

Une analyse similaire est menée par rapport aux paramètres de la loi d'évolution de l'endommagement ductile de Lemaitre. Les surfaces de réponse obtenues sont présentées Figure 5-11, et les trois contributions de la fonction coût (Force, U_x , et U_y) sont détaillées.

La fonction coût globale, somme pondérée des différentes contributions (équation(5.13)), est tracée en colonne 4. Les poids sont choisis de manière à équilibrer l'influence des trois contributions : $\omega_x = \omega_y = 0.1$, $\omega_F = 1$.

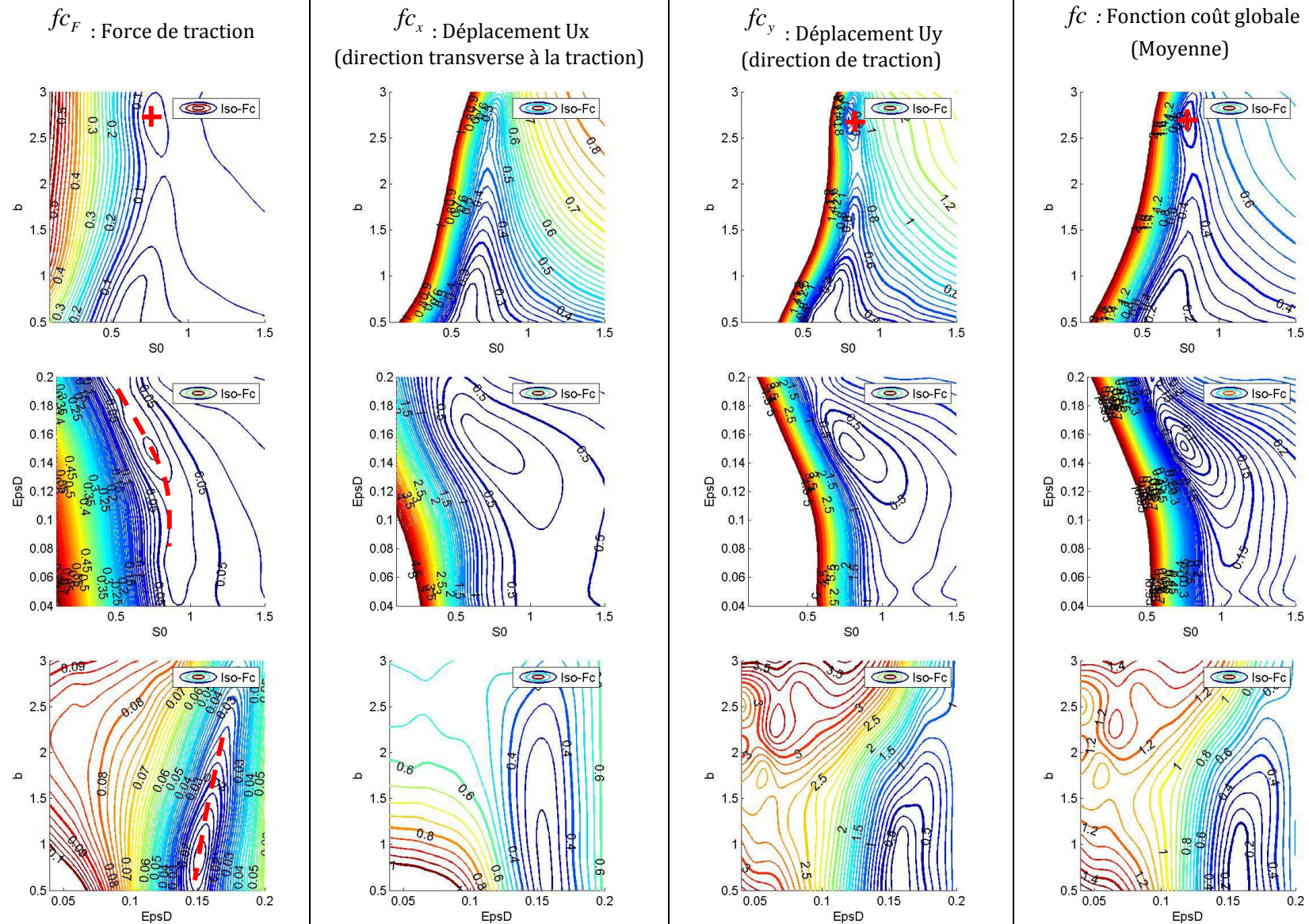


Figure 5-11: Surfaces de réponse - analyse de sensibilité des contributions de la fonction coût par rapport aux paramètres de la loi d'endommagement

L'analyse de sensibilité et le tracé des surfaces de réponse associées permettent de faire plusieurs remarques :

- Analyse de sensibilité par rapport au couple de paramètres (b , $S0$) (Figure 5-11, ligne 1) :
 - L'extremum local présent en $b=2.7$, $S0=0.7$ MPa (Figure 5-11, ligne 1, colonne 1, croix rouge) sur l'observable en force, est invalidé grâce à l'observable du champ de déplacement U_x (Figure 5-11, ligne 1, colonne 2) : ce minimum local n'apparaît plus. Cette observation est tout à fait en accord avec les observations réalisées en considérant l'observable de striction (Chapitre 3, paragraphe 3.5). En effet, la mesure de striction est indirectement comprise dans la mesure du champ de déplacement U_x .
 - La somme des trois surfaces de réponse (Figure 5-11, ligne 1, colonne 4) fait toujours apparaître ce minimum local. Ici, apparaît l'influence de la pondération des trois contributions, un poids plus important sur la fonction coût f_{c_x} permettrait d'estomper ce minimum local.
- Analyse de sensibilité par rapport au couple de paramètres ($EpsD$, $S0$) (Figure 5-11, ligne 2) :
 - Observable force (Figure 5-11, ligne 2, colonne 1) : la surface de réponse présente une vallée, signe d'une corrélation entre paramètres du modèle (pointillés rouges).
 - Observables U_x et U_y (Figure 5-11, ligne 2, colonnes 2 et 3) : les surfaces de réponse ne présentent plus de vallée, mais la sensibilité de la fonction coût aux paramètres du modèle est assez faible, pour le déplacement U_x par exemple.
 - La somme des trois surfaces de réponse (Figure 5-11, ligne 2, colonne 4) ne fait plus apparaître de vallée. Les mesures de champs permettent donc de supprimer la corrélation entre ces deux paramètres, et le minimum est clairement identifié.
- Analyse de sensibilité par rapport au couple de paramètres (b , $EpsD$) (Figure 5-11, ligne 3) :
 - Observable force (Figure 5-11, ligne 3, colonne 1) : la surface de réponse présente une vallée (pointillés rouges), tout de même moins prononcée que sur les surfaces préalablement étudiées.
 - Observables U_x et U_y (Figure 5-11, ligne 3, colonnes 2 et 3) : les surfaces de réponse présentent également des vallées, qui sont cependant moins prononcées que pour l'observable Force.
 - La somme des trois surfaces de réponse (Figure 5-11, ligne 3, colonne 4) fait toujours apparaître cette vallée. Elle est cependant un peu moins prononcée que celle relative à l'observable de force. Le paramètre $EpsD$ semble clairement identifié, mais c'est le paramètre b qui présente une zone ($0.5 < b < 1.1$) de faible sensibilité de l'observable par rapport à ce paramètre.

Cette analyse de sensibilité permet de montrer l'apport des mesures de champs pour l'identification des paramètres de la loi d'évolution de l'endommagement.

La faible sensibilité par rapport au paramètre b (à $S0$ fixé) reste présente mais moins marquée.

L'amélioration obtenue ici est en accord avec l'amélioration qui avait été obtenue avec la mesure locale de la striction. Sur le plus long terme, la mesure des champs de déplacement peut s'avérer plus intéressante, notamment pour l'identification de propriétés anisotropes.

Cette analyse de sensibilité met aussi en évidence une difficulté liée aux mesures de champs et plus particulièrement à l'aspect multi-objectifs de l'identification. La fonction minimisée est une somme pondérée de 3 contributions. Or pour le cas traité ici les 3 contributions ont un ordre de grandeur différent (une décade entre la contribution de la force et les contributions des mesures de champs). La pondération choisie aura donc un impact fort sur la solution du problème.

Enfin notons que la forme du problème de minimisation, et particulièrement la présence de minima locaux, justifie l'utilisation d'une méthode d'optimisation globale telle que celle que nous utilisons ici et qui est basée sur l'algorithme EGO-p.

4 Identification des paramètres matériaux d'un acier DC04

4.1 Données expérimentales : prétraitement – filtrage

L'essai de traction, sur l'éprouvette présentée en Figure 5-9, est réalisé sur une machine de traction conventionnelle. La vitesse de traverse est fixée à 0.1mm/s. L'acquisition des images est faite à une fréquence de 5Hz. Les champs de déplacement sont ensuite obtenus par traitement de 1 image sur 6 avec Aramis®. On choisit pour cette étude de conserver une image sur 6 pour limiter la durée de la simulation, le nombre de pas de temps étant fixé par la cadence des images. Les champs ainsi obtenus sont présentés Figure 5-12. Sur ces champs de déplacement, l'effet de striction apparaît nettement (Figure 5-12 b et d). Sur ces vues apparaissent aussi le fait que les mesures de champs ne sont pas « disponibles » ou erronées sur les bords de l'éprouvette. L'exploitation de ces données nécessite donc, pour le pilotage, d'extrapoler les déplacements sur les bords de l'éprouvette.

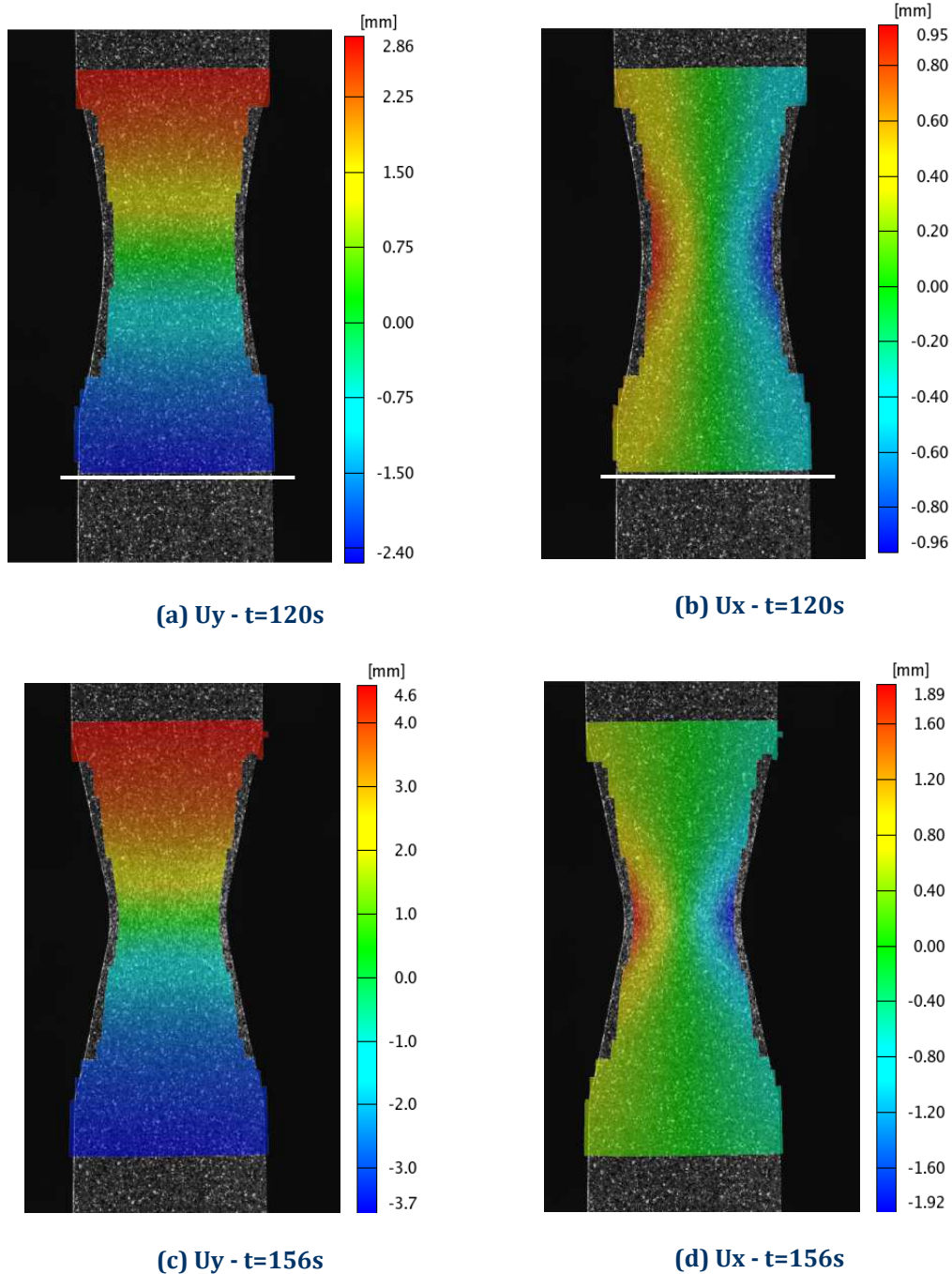


Figure 5-12 : Mesures de champs issues de l'essai de traction (Acier DC04)

Pour compléter ces mesures, on propose de réaliser une extrapolation des mesures suivant des lignes perpendiculaires à l'axe de l'éprouvette (Figure 5-12 a et b, lignes blanches). Les mesures disponibles sur ces lignes (Figure 5-13, cercles bleus) sont ensuite extrapolées par un polynôme du second ordre, polynôme qui sert ensuite à compléter les mesures (Figure 5-13, points rouges). Cette méthode de complétion des mesures est appliquée dans les zones supérieure et inférieure de l'éprouvette, zones qui serviront ensuite pour le pilotage du modèle éléments finis. Les cartes de déplacement ainsi obtenues sont présentées Figure 5-14. Il est à noter que ces mesures complétées ne servent que pour le pilotage de la simulation ; seules les données brutes sont utilisées pour le calcul de la fonction coût.

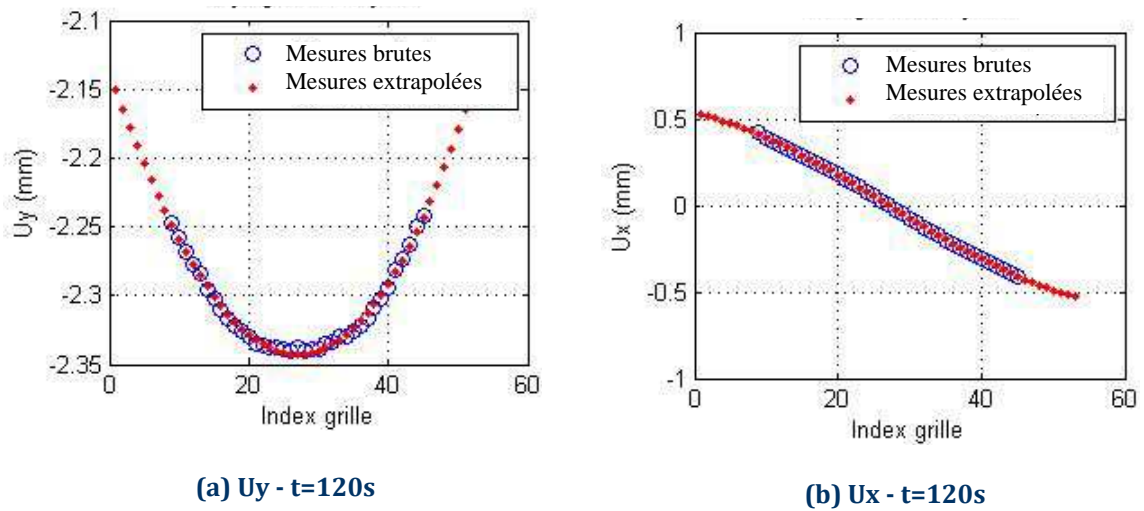


Figure 5-13 : Extrapolation des mesures sur le bord de l'éprouvette pour l'application des conditions aux limites

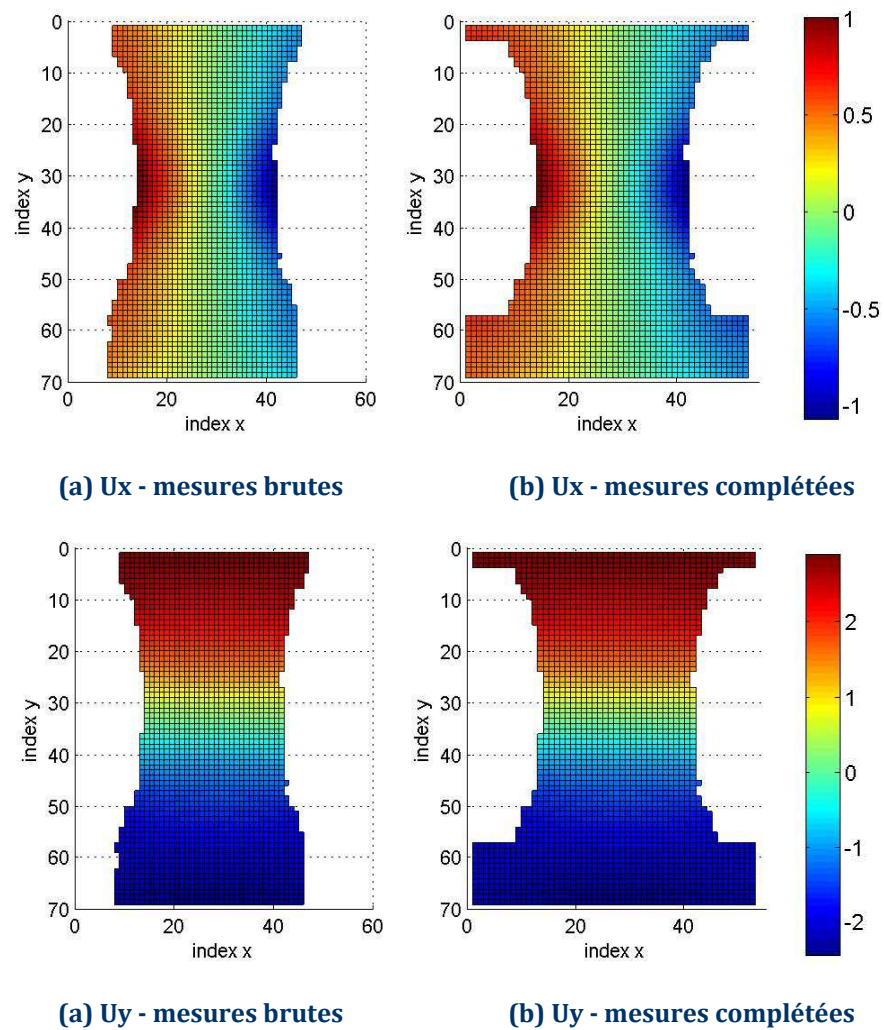


Figure 5-14 : Complétion des mesures pour le pilotage

On dispose, pour cet essai, de 140 clichés allant du début de l'essai à la rupture complète de l'éprouvette, ainsi que de l'enregistrement de l'effort de traction (Figure 5-15).

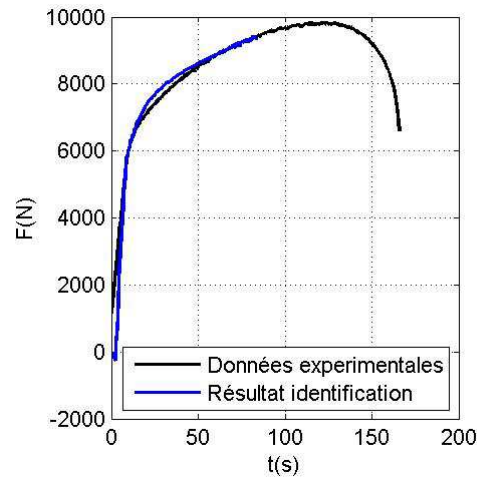


Figure 5-15 : Effort de traction sur éprouvette de traction DC04 - Identification de la loi d'écrouissage

4.2 Identification des paramètres d'écrouissage

Pour réaliser cette identification, un modèle direct, décrit au Chapitre 3, est utilisé. L'identification est réalisée en minimisant une fonction coût prenant en compte les champs de déplacement suivant x et y ainsi que la force de traction. Pour identifier les paramètres relatifs à la loi d'écrouissage on ne tient compte que de la première partie de l'essai de 0 à 84s. La pondération des différents termes de l'équation (5.13) est choisie de manière à donner à chaque fonction coût un poids comparable : $\omega_x = \omega_y = 0.1$, $\omega_F = 1$.

4.2.1 Résultats de l'identification

Les surfaces de réponse obtenues sont présentées en Figure 5-17. Elles sont obtenues après 58 calculs du modèle direct. La solution optimale est présentée Figure 5-15 pour la force et Figure 5-16 pour les champs de déplacement. Les valeurs des paramètres identifiés ainsi que les bornes de recherche utilisées sont données dans le Tableau 5-2.

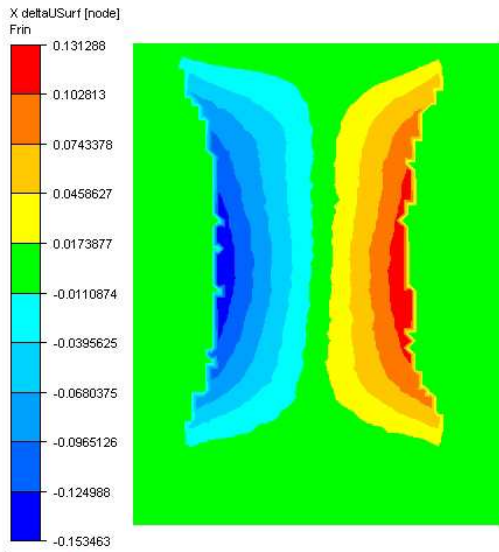
Les résultats sont relativement bons par rapport à la force (Figure 5-15) : la fonction coût est de $fc_F = 0.019$. En revanche, l'erreur sur les champs de déplacement est plus importante : $fc_x = 1.82$ et $fc_y = 1.19$. Cet écart apparaît sur les cartes de déplacement tracées en Figure 5-16.

L'écart est important sur les champs de déplacement suivant x (Figure 5-16a), où l'erreur observée est de 0.15mm pour une mesure de l'ordre de 0.42mm, soit une erreur relative de 35%. Sur le champ de déplacement suivant y (Figure 5-16c), l'erreur est de 0.05mm pour une mesure de l'ordre de 1mm soit une erreur relative de 5%.

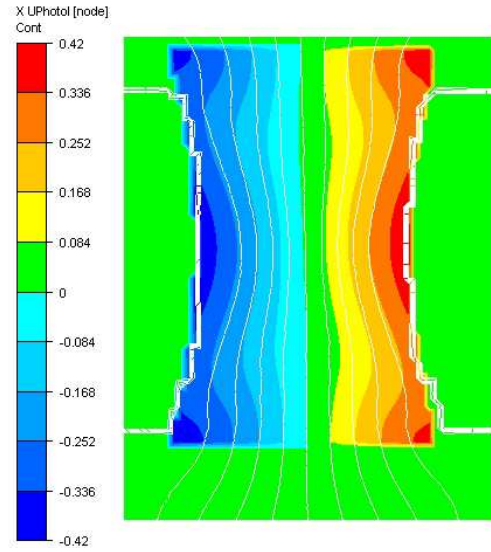
Les écarts observés peuvent être expliqués par plusieurs causes :

- Le matériau testé présente une anisotropie marquée, due au procédé de laminage utilisé pour obtenir les tôles. Cette anisotropie n'est pas prise en compte par le critère de plasticité de von Mises. La striction, plus marquée expérimentalement que numériquement, peut provenir en partie de cette approximation.

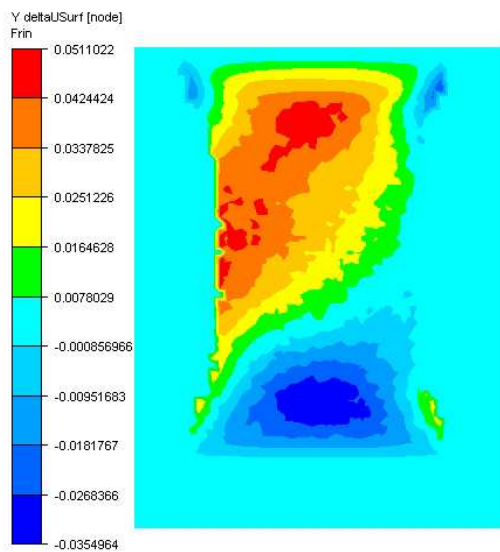
- Pour ce test de faisabilité un seul essai a été réalisé. La fiabilité des mesures expérimentales n'est donc pas assurée. Des essais de répétabilité sont donc indispensables.



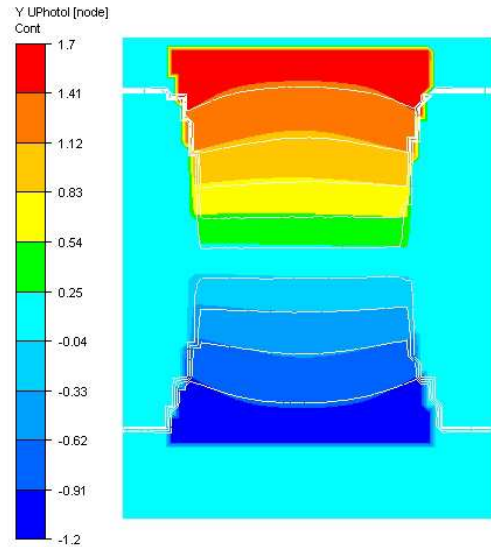
(a) Ecart sur le champ de déplacement selon x
- t=84s



(b) superposition des champs de
déplacement suivant x expérimentaux (trait)
et numériques (couleur) - t=84s



(c) Ecart sur le champ de déplacement selon y
- t=84s



(d) superposition des champs de
déplacement suivant y expérimentaux (trait)
et numériques (couleur) - t=84s

Figure 5-16 : Résultats de l'identification - champs de déplacement

Paramètres	Plage de recherche	Paramètres identifiés	Nombre de calculs du modèle direct
σ_y (MPa)	[40 ; 200]	147 MPa	98 calculs du modèle direct / 15 itérations
K (MPa)	[100 ; 800]	430 MPa	
n	[0.15 ; 1]	0.47	

Tableau 5-2 : Bornes de recherche et résultat de l'identification des paramètres de la loi d'écrouissage de l'acier [DC04]

4.2.2 Surfaces de réponse

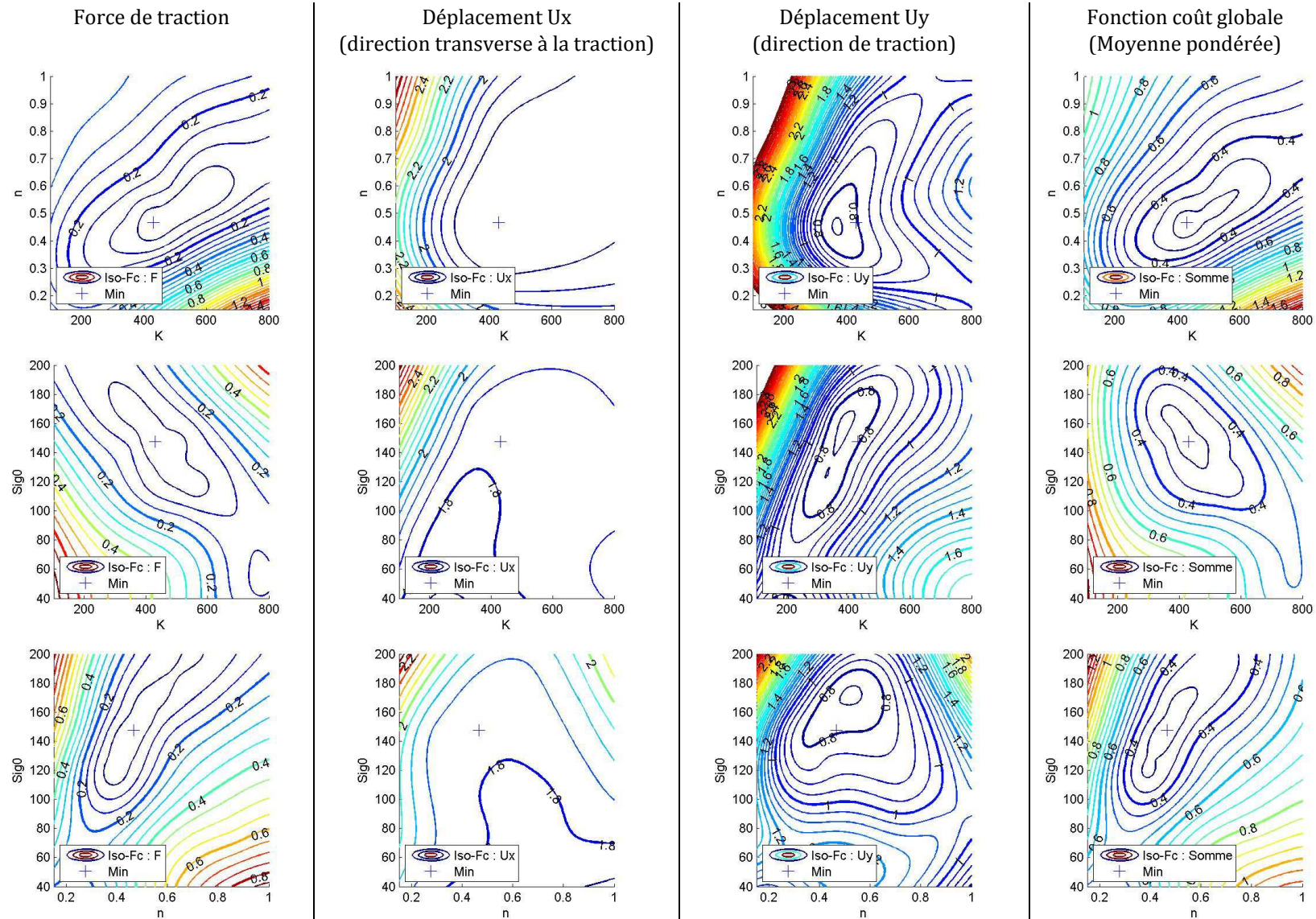


Figure 5-17 : Identification de la loi de plasticité de l'acier DC04 - surfaces de réponse - contributions des fonctions coût

Le tracé des surfaces de réponse présentées sur la Figure 5-17 permet de faire plusieurs remarques :

- Surfaces de réponse relatives à la force (Figure 5-17, colonne 1) : la forme de ces trois surfaces est comparable à celle obtenue lors de l'étude de sensibilité. Des vallées, caractéristiques de la corrélation des paramètres vis-à-vis de l'observable force, sont visibles. Sur chacune de ces surfaces, le minimum détecté par rapport à la fonction coût globale (donc le résultat final de toute la procédure d'identification) est représenté par une croix bleue.
- Surfaces de réponse relatives aux champs de déplacement (Figure 5-17, colonnes 2 et 3) : les valeurs sont toutes assez élevées.
 - Les surfaces de réponse relatives au déplacement U_x (Figure 5-17, colonne 2) présentent une sensibilité relativement faible, et apporte donc peu d'informations supplémentaires.
 - Les surfaces de réponse relatives au déplacement U_y (Figure 5-17, colonne 3) présentent une sensibilité plus significative. Le minimum est bien défini et la mesure de champs apporte ici une source d'informations supplémentaires intéressante.
- Surfaces de réponse relatives à la fonction coût globale (Figure 5-17, colonne 4) : la forme de ces trois surfaces montre un problème d'optimisation relativement simple à résoudre. Il est cependant important de garder à l'esprit que la solution obtenue est fortement liée à la pondération des différentes contributions.

4.3 Identification des paramètres de la loi d'évolution de l'endommagement

Pour réaliser cette identification, un modèle direct élasto-plastique couplé à un modèle d'endommagement (décrit Chapitre 3) est utilisé. L'identification est réalisée en minimisant une fonction coût prenant en compte les champs de déplacement suivant x et y ainsi que la force de traction.

Pour identifier les paramètres relatifs à la loi d'évolution de l'endommagement on exploite la totalité des données expérimentales. La pondération des différents termes de l'équation (5.13) est choisie de manière à ce que chaque fonction coût ait un poids comparable : $\omega_x = \omega_y = 0.1$, $\omega_F = 1$.

Les paramètres de la loi d'écrouissage sont fixés aux valeurs déterminées lors de l'identification précédente. Pour cette identification seuls deux paramètres de la loi d'évolution de l'endommagement sont identifiés, le paramètre b est fixé à 2 (cette valeur est une valeur classique pour les aciers ductiles [Lem05, Fay08]).

Les résultats obtenus sont présentés sur les Figure 5-18 et Figure 5-19, et les paramètres identifiés sont donnés dans le Tableau 5-3.

Paramètres	Plage de recherche	Paramètres identifiés	Nombre de calculs du modèle direct
b	Fixé	2	48 calculs du modèle direct / 9 itérations
S_0	[0.5 ; 3]	0.94 MPa	
$\bar{\epsilon}_d$	[0.02 ; 0.18]	0.02	

Tableau 5-3 : Bornes de recherche et résultat de l'identification des paramètres de la loi d'évolution de l'endommagement de Lemaitre de l'acier DC04

Les résultats obtenus ne sont pas satisfaisants, notamment en terme de champs de déplacement, et dans une moindre mesure la force identifiée (Figure 5-18). Ce résultat était prévisible à la vue de la mauvaise précision obtenue sur l'identification des paramètres de la loi d'écrouissage.

La courbe de la force de traction fait apparaître que le jeu des paramètres d'endommagement identifié a tendance à trop adoucir le comportement du matériau, et cela dès le début de l'essai, pour des faibles déformations. La minimisation de la fonction coût a donc tendance à favoriser un adoucissement du matériau pour mieux accommoder les déplacements.

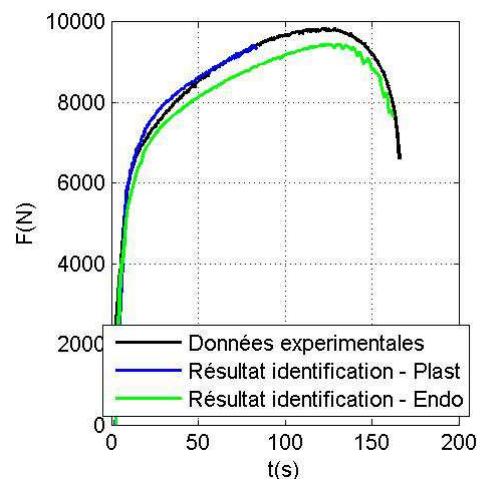


Figure 5-18 : Effort de traction sur éprouvette de traction DC04 - Identification de la loi d'endommagement

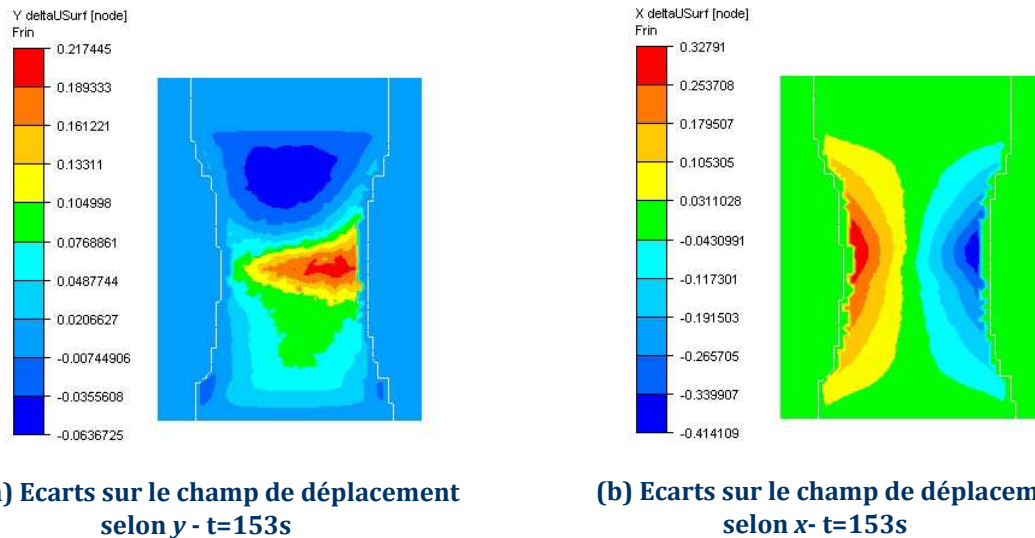


Figure 5-19 : Résultat d'identification de la loi d'endommagement - écarts des champs de déplacement

Les résultats proposés ici sur l'identification des paramètres de la loi d'endommagement à partir des mesures de champs ne sont pas vraiment satisfaisants. Le fort écart déjà introduit en termes de déplacements lors de l'identification des paramètres du modèle d'écrouissage peut expliquer l'inefficacité de l'identification des paramètres de la loi d'endommagement sur cette base.

4.4 Bilan de l'identification des paramètres de l'acier DC04

Les résultats obtenus montrent une assez bonne corrélation en terme de force mais pas en terme de déplacement, notamment selon la direction transverse à l'axe de traction. Les causes de cet écart peuvent être de natures diverses : modèle d'écrouissage non représentatif du matériau (anisotropie) ou encore mesures expérimentales entachées d'erreur.

Les résultats présentés dans ce chapitre sont de précision moindre que ceux présentés dans la littérature. Par exemple ceux présentés par Springmann et al. [Spr06] où les paramètres d'endommagement de Gurson-Tevgaard-Needleman sont identifiés sur la base de mesures de champs, aboutissent à un écart de l'ordre de 15% sur les champs de déplacement.

La majeure partie de l'analyse présentée dans ce chapitre est basée sur une approche numérique. Pour approfondir et fiabiliser la méthode mise en place, une campagne d'essais plus vaste est nécessaire. La précision des moyens de mesure doit être évaluée. De même, l'utilisation de lois d'écrouissage plus riches et mieux adaptées aux matériaux étudiés serait nécessaire. Une fois la plasticité correctement identifiée, l'identification des paramètres d'endommagement sera également plus facile.

5 Conclusion

Dans ce chapitre, une approche permettant d'exploiter les mesures de champs pour l'identification des paramètres matériaux a été mise en place dans le cadre de grandes

déformations. L'approche retenue pour notre étude est une approche par recalage éléments finis. La méthodologie appliquée est basée sur deux étapes : le pilotage du modèle direct par des mesures issues des mesures de champs, et la construction d'une fonction coût comparant les champs de déplacement numériques et expérimentaux.

L'analyse de sensibilité par surface de réponse, menée sur un essai virtuel, montre l'apport très intéressant des mesures de champs pour identifier les paramètres de loi d'écrouissage : la plupart des problèmes de corrélation entre les paramètres sont levés. Les gains sont moins importants sur l'identification des paramètres de la loi d'évolution de l'endommagement, mais on note tout de même que le couple de paramètres ($S0$, $EpsD$) est plus facilement identifiable. La faible sensibilité par rapport au paramètre b reste présente.

L'application de cette méthodologie à un essai réel a nécessité, au préalable, un traitement des données expérimentales dans le but de minimiser le bruit et compléter les mesures de déplacement dans les zones de l'éprouvette utilisées pour le pilotage de la simulation. Les résultats obtenus permettent tout d'abord de montrer la souplesse de la méthode retenue. Les mouvements de corps rigide ne sont pas problématiques, et le choix d'une méthode d'interpolation-transport des mesures permet de traiter des cas ne présentant pas de coïncidence entre les nœuds du maillage et les points de mesure. Ceci rend l'utilisation du remaillage automatique possible, ce qui est indispensable dans le cadre de grandes déformations. Les résultats mettent aussi en évidence la carence du modèle de plasticité utilisé à retranscrire les déplacements transverses observés.

De nombreuses questions restent en suspend, des questions liées notamment à l'impact de l'incertitude de mesure, ou encore l'impact de l'erreur de calage entre la géométrie réelle et numérique. Certains aspects numériques doivent également être étudiés plus en détail : le pas de temps est fixé par la fréquence des clichés, cette contrainte a une influence non négligeable sur la pertinence des résultats numériques pour le calcul du couplage entre la loi de comportement et l'endommagement.

Même si de nombreux points restent à approfondir, les résultats obtenus sont encourageants. La méthodologie proposée et analysée via les surfaces de réponse, a permis de bien mettre en évidence l'aspect multi-objectifs du problème inverse incluant des mesures de champs, et notamment le problème lié au choix du poids de chacune des observables dans le calcul de la fonction coût globale. L'analyse par surfaces de réponse a aussi permis de montrer qu'il était possible de lever les problèmes de corrélation entre les paramètres du modèle en exploitant les mesures de champs, particulièrement celles apparaissant lors de l'identification des paramètres de la loi d'écrouissage. Ainsi, l'approche et les développements réalisés dans le cadre de cette thèse permettront à l'avenir une meilleure identification des paramètres de comportement (notamment anisotrope) et d'endommagement en un nombre limité d'essais.

Conclusion générale et perspectives

Depuis quelques années, il a été démontré l'intérêt d'intégrer la phase de mise en forme dans le dimensionnement des structures mécaniques en service. Ainsi, l'optimisation de la tenue mécanique des structures nécessite la construction d'une chaîne de simulation virtuelle intégrant mise en forme et propriétés en service. C'est dans le cadre de l'assemblage par déformation plastique que cette approche a été illustrée ici.

Ce travail de thèse a permis dans une première partie de mettre en place la plateforme MOOPI (***MO**dular software dedicated to **O**ptimization and **P**arameters **I**dentification*). Cet outil, dédié à l'étude de sensibilité, l'analyse inverse et l'optimisation, est capable de communiquer avec un large panel de logiciels de calcul scientifique. La solution proposée atteint les objectifs initialement fixés : la plateforme est capable de résoudre différents types de problèmes d'optimisation et sa structure orientée objet permet l'intégration de nouvelles méthodes d'analyse et d'optimisation, ce qui assure son évolutivité.

Un algorithme d'optimisation adapté à la problématique des assemblages par déformation plastique a été implémenté. Une version parallèle de l'algorithme est également proposée. Les principales caractéristiques et points forts de l'algorithme *EGO-p* implémentés dans MOOPI sont les suivants :

- Une méthode d'optimisation globale, évitant de rester piégée dans des minima locaux.
- Un algorithme adapté aux problèmes lourds en terme de temps de calcul (optimisation assistée par métamodèle par krigeage et parallélisation de la méthode).
- Un faible nombre de paramètres de réglage de l'algorithme, ce qui facilite son utilisation dans un cadre industriel.
- Un algorithme non intrusif par rapport au logiciel de calcul, permettant ainsi de coupler MOOPI à différents logiciels de calcul.

La seconde partie du travail est axée sur l'exploitation de la plateforme MOOPI. Deux applications principales ont été développées :

- La mise en place d'une procédure d'optimisation des procédés d'assemblage par déformation plastique.
- L'identification par analyse inverse des paramètres d'une loi de comportement élasto-plastique couplée à un modèle d'endommagement ductile de Lemaitre.

La Première application fait l'objet du chapitre 3. Une procédure d'optimisation des assemblages par déformation plastique a été définie, les étapes de cette procédure sont :

- La validation de la modélisation du procédé et de la tenue mécanique de l'assemblage.
- La mise en place d'un chaînage automatique des deux modélisations (clinchage et tenue à l'arrachement), en conservant notamment l'historique thermomécanique du matériau.
- L'étude de sensibilité dans l'objectif de discriminer les paramètres procédé les plus influents et donc les plus pertinents en vue de l'optimisation.
- L'optimisation automatique de la tenue mécanique du point d'assemblage.

Cette procédure a été appliquée à la technologie de clinchage. Les résultats de l'optimisation réalisée avec MOOPI ont permis un gain de 13.5% de la tenue mécanique à l'arrachement en traction pure et de 41% en cisaillement. La solution optimisée propose une géométrie d'outils limitant la croissance de l'endommagement dans la zone du collet du point clinché. De plus, l'approche mise en place permet de repérer les zones de l'espace de recherche présentant un maximum stable. Cette stabilité du maximum est importante dans la mesure où elle indique qu'une variabilité des paramètres d'entrée n'auront qu'une faible influence sur le résultat de la tenue mécanique.

La seconde application fait l'objet des chapitres 4 et 5. Dans ces chapitres ont été investiguées les possibilités d'identification des paramètres de la loi d'endommagement ductile de Lemaitre sur la base d'essais de traction. La définition d'une fonction coût adaptée au problème d'adoucissement/rupture a permis tout d'abord de mieux définir le problème inverse. Ensuite, une analyse de sensibilité par étapes successives a été réalisée : à chaque étape la base d'observable a été enrichie. Tout d'abord l'analyse de sensibilité menée par rapport à l'observable force/déplacement a permis de mettre en évidence la difficulté liée à l'identification du paramètre b du modèle d'endommagement de Lemaitre. En effet les surfaces de réponse tracées font apparaître une très faible sensibilité de la fonction coût par rapport à ce paramètre ainsi que des minima multiples. Ensuite, la base d'observables a été enrichie par une mesure locale de striction de l'éprouvette. Contrairement à ce qui était attendu, cet ajout ne modifie pas sensiblement la nature du problème inverse : les faibles sensibilités et les minima locaux restent présents. Cependant les sensibilités sont améliorées, ce qui explique l'accélération de la vitesse de convergence de la minimisation. Cette accélération met en évidence l'intérêt d'enrichir la base d'observables.

Finalement, au chapitre 5, des mesures de champs sont ajoutées à la base d'observables. Les tests numériques menés montrent que ce type d'observables est très riche et améliore la forme du problème inverse. Cette amélioration est très nette pour l'identification des paramètres de la loi d'écrouissage : les problèmes de corrélation entre paramètres sont levés grâce à l'utilisation des mesures de champs. Concernant les paramètres d'endommagement, la corrélation entre les paramètres S_0 et $\bar{\epsilon}_d$ est aussi diminuée. En revanche, même si l'on peut noter une légère amélioration, l'identification du paramètre b reste délicate. On remarque notamment l'importance du choix des poids associés aux différentes parties de la fonction coût. Le premier test d'identification à partir de mesures de champs expérimentales n'est pas tout à fait concluant, et plusieurs raisons ont été évoquées : précision des mesures de champs expérimentales, représentativité de la loi de comportement élasto-plastique utilisée, anisotropie... Ce test a cependant permis de tester la totalité de la méthodologie qui a été mise en place, notamment le traitement du bruit de mesure et le lien entre le logiciel de corrélation d'image (Aramis®) et la librairie CimLib®.

Au travers de ces deux derniers chapitres, il est important de noter la grande difficulté de dissocier la plasticité de l'endommagement ductile à partir d'observables globales (courbes force-déplacement) et locales (mesures de striction). L'observation des mécanismes d'endommagement à l'échelle de la microstructure peut permettre, à terme, de mieux

quantifier cet endommagement ductile. Les techniques d'observation, telles que la tomographie à rayons X, ont beaucoup évolué ces dernières années et permettent d'observer l'évolution de porosités au cours d'essais mécaniques. Ces observations, couplées à des modèles d'endommagement plus physiques, permettront à terme de mieux dissocier plasticité et endommagement ductile. Cela nécessite cependant de travailler sur des éprouvettes de très petites dimensions.

Globalement, ces travaux ont permis de mettre en place un outil d'optimisation efficace et fiable, qui a pour vocation d'être utilisé au sein du laboratoire pour d'autres applications. Plusieurs collaborations ont d'ailleurs été mises en place au cours de la thèse pour utiliser la plateforme MOOPI avec d'autres logiciels ou pour d'autres problèmes physiques. Quelques exemples sont présentés en Annexe pour illustrer cela. Dans le cadre du projet MONA LISA, cet outil a permis d'apporter des solutions en termes d'identification de paramètres matériaux et d'optimisation des assemblages par déformation pastique. Cependant de nombreuses perspectives et améliorations sont envisageables.

Tout d'abord, la pérennisation de la plateforme MOOPI passe par le développement d'une interface utilisateur, notamment une interface dédiée à l'analyse inverse qui est l'application la plus couramment utilisée au CEMEF. Il semble ensuite très prometteur d'intégrer de nouvelles méthodes d'analyses à la plateforme, par exemple des méthodes d'optimisation sous contraintes et multi-objectifs adaptées aux problématiques de la mise en forme au sens large. Ces aspects multi-objectifs ont été traités au CEMEF, dans les travaux de thèse de M. Ejday [Ejd11].

Une notion très importante liée aux variabilités et incertitudes est encore peu prise en compte dans l'optimisation des procédés de mise en forme. Les outils mathématiques existent pour répondre à ces problématiques. Les métamodèles par krigeage se prêtent par exemple très bien à ce type d'exercice au travers de la prise en compte d'une incertitude sur la valeur même de la fonction coût. Il serait également intéressant d'y intégrer des méthodes probabilistes afin d'évaluer la variabilité d'un procédé en fonction de la variabilité des paramètres d'entrée (paramètres matériaux, paramètres procédé). La plateforme MOOPI de par sa conception modulaire est capable d'intégrer ce type d'analyse, ainsi que tout nouvel algorithme d'optimisation.

L'identification des paramètres matériaux et notamment des paramètres de loi d'endommagement ductile à l'échelle macroscopique ouvre aussi de nombreuses perspectives. L'étude des assemblages par déformation plastique a montré la nécessité d'identifier les paramètres matériaux pour des sollicitations mécaniques représentatives du procédé en termes de triaxialité et d'angle de Lode. En particulier, le développement d'essais spécifiques, et l'identification à partir de ces essais constituent une voie très prometteuse pour mieux identifier les paramètres des lois d'endommagement ductile. Des travaux sont actuellement en cours au laboratoire sur ces problématiques [Gac10].

Dans cet objectif d'identification et de compréhension des phénomènes d'endommagement, les mesures de champs semblent être un très bon moyen d'investigation. En effet, les premiers tests menés pendant la thèse ont montré l'intérêt de telles méthodes, sous réserve de l'amélioration de la précision des mesures. Le suivi de la localisation de la déformation devrait s'avérer être, à terme, un outil puissant pour comprendre les mécanismes d'endommagement. Les travaux de mesures de champs réalisés au laboratoire lors des travaux de thèse de C. Pradille [Pra11] sur l'utilisation de mouchetis par speckle laser semblent très prometteurs, notamment pour les déformations à chaud. La méthode développée permet de

mesurer des déplacements dans des conditions extrêmes, aussi bien en grande déformation qu'à haute température. La Figure i, montre l'évolution du champ de déplacement, et du champ de déformation sur une éprouvette percée de deux trous de diamètre 1 mm. Les essais sont réalisés sur une éprouvette en acier inox, à 850°C. L'hétérogénéité du champ de déformation résultant de la présence des deux trous est particulièrement intéressante. L'influence de la température sur les mécanismes de localisation de la déformation, ou encore l'influence de la distance et la forme des porosités sur les mécanismes d'endommagement à chaud sont autant de thèmes scientifiques très prometteurs pour l'avenir.

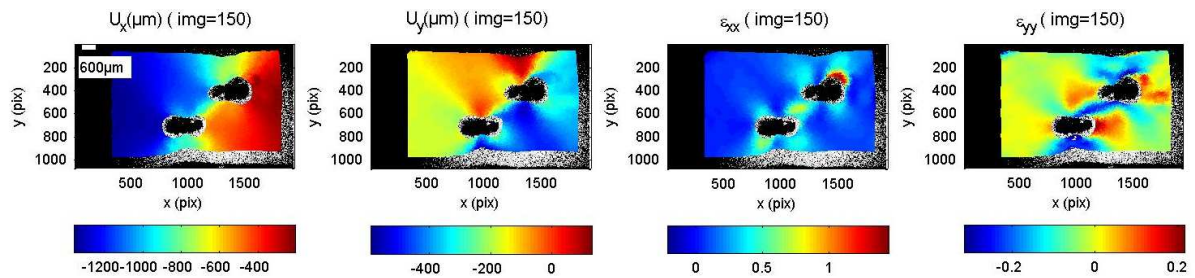


Figure i : Champs de déplacement (à gauche) et de déformation (à droite) obtenus par mesures speckle sur une éprouvette percée lors d'un essai de traction à 850°C

Enfin l'optimisation du cycle de vie complet d'une pièce est un grand défi. La démarche présentée dans ce manuscrit propose l'optimisation des technologies d'assemblage par rapport à la tenue statique en service. L'une des perspectives de ces travaux est d'optimiser le point d'assemblage par rapport à la tenue en fatigue. À termes, ces deux objectifs pourront être optimisés par des méthodes multi-objectifs.

Références

[And97] : S. Andrieux, A. BenAbda, H. Bui, On the identification of planar cracks in elasticity via reciprocity gap concept, *Comptes Rendus De L'academie Des Sciences Serie I-mathematique* 324, pp.1431-1438, 1997.

[Arb11] : L. Arbaoui, Modélisation numérique du Procédé PROFIL, thèse de doctorat, Mines ParisTech, 2011.

[Avr08] : S. Avril, M. Bonnet, A.-S. Bretelle, M. Grediac, F. Hild, P. Ienny, F. Latourte, D. Lemosse, S. Pagano, E. Pagnacco, F. Pierron, Overview of identification methods of mechanical parameters based on full-field measurements, *Experimental Mechanics* 48, pp.381-402, 2008.

[Bai08] : Y. Bai, T. Wierzbicki, A new model of metal plasticity and fracture with pressure and Lode dependence, *International Journal of Plasticity* 24, pp.1071-1096, 2008.

[Bee03] : W.C.M. van Beers, J.P.C. Kleijnen, Kriging for interpolation in random simulation, *Journal of the Operational Research Society* 54, pp.255–262, 2003.

[Boc10] : S. Bochkhanov, V. Bystritsky, AlgLib user guide - Univariate and multivariate optimization, www.alglib.net/optimization/, lien actif le 6-2010.

[Bon07] : M. Bonte, Optimisation strategies for metal forming processes, thèse de doctorat, University of Twente, 2007.

[Bou10] : P.O. Bouchard, L. Bourgeon, S. Fayolle, K. Mocellin, An enhanced Lemaitre model formulation for materials processing damage computation, *International Journal of Material Forming* , pp.1-17, 2010.

[Bou08] : P.O. Bouchard, T. Laurent, L. Tollier, Numerical modelling of self-pierce riveting from riveting process modelling down to structural analysis, *Journal of Materials Processing Technology* 202, pp.290-300, 2008.

[Bro70] : C.G. Broyden, The convergence of a class of double-rank minimization algorithms, *Journal of the Institute of Mathematics and Its Applications* 6, pp.222-231, 1970.

[Car08] : D. Cardinaux, Etude et modélisation numérique 3D par éléments finis d'un procédé de traitement thermique de tôles embouties après chauffage par induction :

Application à un renfort de pied central automobile, thèse de doctorat, Mines ParisTech, 2008.

[Cas11] : Castem, <http://www-cast3m.cea.fr/cast3m/index.jsp>, lien actif le 3-2011.

[Cha06] : H. Chalal, S. Avril, F. Pierron, F. Meraghni, Experimental identification of a nonlinear model for composites using the grid technique coupled to the virtual fields method, *Composites Part A-applied Science And Manufacturing* 37, pp.315-325, 2006.

[Che11] : N. Chen, R. Ducloux, C. Pecquet, J. Malrieux, M. Thonnerieux, M. Wan, J.-L. Chenot, Numerical and experimental studies of the riveting process, *International Journal of Material Forming* 4, pp.45-54, 2011.

[Che02] : J.-L. Chenot, L. Fourment, K. Mocellin, Numerical treatment of contact and friction in FE simulation of forming processes, *Journal of Materials Processing Technology* 125-126, pp.45-52, 2002.

[Cla04] : D. Claire, F. Hild, S. Roux, A finite element formulation to identify damage fields: the equilibrium gap method, *International Journal For Numerical Methods In Engineering* 61, pp.189-208, 2004.

[Cou00] : T. Coupez, H. Dignonnet, R. Ducloux, Parallel meshing and remeshing, *Applied Mathematical Modelling* 25, pp.153-175, 2000.

[Cro08] : L. Crouzeix, Identification de champs de propriétés mécaniques de structures composite à partir de mesures de champs de déplacement, thèse de doctorat, université de Toulouse III - Paul Sabatier, 2008.

[Dig07] : H. Dignonnet, L. Silva, T. Coupez, Cimlib: A Fully Parallel Application For Numerical Simulations Based On Components Assembly, *AIP Conference Proceedings* 908, pp.269-274, 2007.

[Dix94] : L.C.W. Dixon, D.J. Mills, Effect of Rounding Errors on the Variable Metric Method, *Journals of optimization theory and application* 80, pp.175-179, 1994.

[Do06] : T.T. Do, Optimisation de forme en forgeage 3D, thèse de doctorat, Mines ParisTech, 2006.

[Doc10] : S.G.E. Documentation, Sun Grid Engine Documentation, <http://docs.sun.com/>, lien actif le 5-2010.

[Dro97] : J. Driesbeke, M. Lejeune, G. Saporta, Analyse statistique des données spatiales, Editions TECHNIP, M. Lejeune, 1997.

[Ejd11] : M. Ejday, Optimisation Multi-Objectifs à base de Métamodèle pour les Procédés de Mise en Forme, thèse de doctorat, Mines ParisTech, 2011.

[Emm06] : M. Emmerich, K. Giannakoglou, B. Naujoks, Single- and Multi-objective Evolutionary Optimization Assisted by Gaussian Random Field Metamodels, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation* Vol 10, pp.421-439, 2006.

[Fay08] : S. Fayolle, Etude de la modélisation de la pose et de la tenue mécanique des assemblages par déformation plastique Application au rivet auto-poinçonneur, thèse de doctorat, Mines ParisTech, 2008.

[Faz09] : M. Fazzini, Développement de méthodes d'intégration des mesures de champs, thèse de doctorat, université de Toulouse, 2009.

[Fis25] : R. Fisher, Statistical Methods for Research Worker, Oliver and Boyd, 1925.

[Fle63] : R. Fletcher, M.J.D. Powell, A Rapidly Convergent Descent Method for Minimization, *Computer Journal* 6, pp.163-168, 1963.

[Fle64] : R. Fletcher, C.M. Reeves, Function Minimization By Conjugate Gradient, *Computer Journal* 7, pp.149-154, 1964.

[Fog92] : D.B. Fogel, Evolving Artificial Intelligence, thèse de doctorat, University of California, 1992.

[For04] : R. Forestier, Développement d'une méthode d'identification de paramètres par analyse inverse coulée avec un modèle éléments finis, thèse de doctorat, Mines ParisTech, 2004.

[Gac10] : J.-M. Gachet, Conception Integree De Flasques De Sieges Automobiles Etude De L'endommagement Ductile - Mémoire d'avancement, Mines ParisTech, 2010.

[Gar07] : G. GaryWang, S. Shan, Review of Metamodeling Techniques in Support of Engineering Design Optimization, *Journal of Mechanical Design* 129, pp.370-380, 2007.

[Gin10] : D. Ginsbourger, R. Riche, L. Carraro, Kriging Is Well-Suited to Parallelize Optimization, *Springer Berlin Heidelberg*, Chapitre de Computational Intelligence in Expensive Optimization Problems, pp.131-162, 2010.

[Git06] : M. Giton, A.S. Caro-Bretelle, P. Ienny, Hyperelastic behaviour identification by a forward problem resolution: Application to a tear test of a silicone-rubber, *Strain* 42, pp.291-297, 2006.

[Gol89] : D.E. Goldberg, Genetic Algorithms in Search, Optimization, Machine Learning, Addison-Wesley Publishing company, 1989.

[Gom10] : Gom, <http://www.gom.com/fr/systemes-de-mesure/apercu-systeme/aramis.html>, lien actif le 9-2010.

[Gou03] : J. Goupy, Introduction aux plans d'expériences, Dunod, 2003.

[Gre11] : H.F. Grediac Michel, Mesures de champs et identification en mécanique des solides (Série matériaux et métallurgie, MIM), Hermès-Lavoisier, 2011.

[Gre06] : M. Grediac, F. Pierron, Applying the virtual fields method to the identification of elasto-plastic constitutive parameters, *International Journal Of Plasticity* 22, pp.602-627,

2006.

[Gre98] : M. Grediac, F. Pierron, A T-shaped specimen for the direct characterization of orthotropic materials, *International Journal For Numerical Methods In Engineering* 41, pp.293-309, 1998.

[Ham00] : V. Hamel, J.M. Roelandt, J.N. Gacel, F. Schmit, Finite element modeling of clinch forming with automatic remeshing, *Computers & Structures* 77, pp.185-200, 2000.

[Han06] : A. Hana, Study and evaluation of fretting critical slip conditions by applying the design of experiments method, *Wear* 261, pp.1080-1086, 2006.

[Har04] : T. Harth, S. Schwan, J. Lehn, F. Kollmann, Identification of material parameters for inelastic constitutive models: statistical analysis and design of experiments, *International Journal of Plasticity* 20, pp.1403-1440, 2004.

[He10] : X. He, Recent development in finite element analysis of clinched joints, *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology* 48, pp.607-612, 2010.

[Hed10] : A.-R. Hedar, Global Optimization Test Problems, http://www-optima.amp.i.kyoto-u.ac.jp/member/student/hedar/Hedar_files/TestGO.htm, lien actif le Septembre-2010.

[Hol75] : H.J. Holland, Adaptation in natural and artificial system, Ann Harbor, The University of Michigan Press, 1975.

[Hol62] : H.J. Holland, Outline for a logical theory of adaptative systems, *journal of the association of computing machinery* 9, pp.297-314, 1962.

[Hua06] : D. Huang, T. Allan, W. Notz, N. Zeng, Global Optimization of Stochastic Black-Box Systems via Sequential Kriging Meta-Models,, *Journal of global optimization* 34, pp.441-466, 2006.

[Jom07] : M. Jomaa, R. Billardon, Simulation du procédé d'assemblage par clinchage : de la mise en forme à la résistance, *18ieme congrès Francais de Mécanique* , 2007.

[Jon01] : D.R. Jones, A Taxonomy of Global Optimization Methods Based on Response Surfaces, *Journal of global optimization* 21, pp.345-383, 2001.

[Jon98] : D.R. Jones, M. Schonlau, W.J. Welch, Efficient global optimization of expensive black-box function, *Journal of global optimization* 13, pp.455-492, 1998.

[Kha10] : R.E. Khaoulani, Prédiction fiable de l'endommagement ductile par la méthode des éléments finis mixtes : endommagement non local et adaptation de maillage, thèse de doctorat, Mines ParisTech, 2010.

[Kic92] : J. Kichenin, Comportement thermomécanique du polyéthylène application aux structures gazières, thèse de doctorat, Ecole Polytechnique, 1992.

[Kle09] : J.P. Kleijnen, Kriging metamodeling in simulation: A review, *European Journal*

of *Operational Research* 192, pp.707-716, 2009.

[Kov07] : J. Kovach, Development of a d-optimal robust design model for restricted experiments, *International Journal of Industrial Engineering-Theory Applications and Practice* 14(2), pp.117-128, 2007.

[Koz92] : J.R. Koza, Genetic Programming : On the Programming of Computers by means of Natural Evolution, MIT Press, 1992.

[Lad83] : P. Ladeveze, D. Leguillon, Error Estimate Procedure In The Finite-element Method And Applications, *Siam Journal On Numerical Analysis* 20, pp.485-509, 1983.

[Lau08] : J. Laurenceau, P. Sagaut, Building efficient response surface of aerodynamic function with kriging and cokriging, *AIAA journal* 46, pp.498-507, 2008.

[Lem01] : J. Lemaitre, J.L. Chaboche, Mécanique des matériaux solides, Dunod, 2001.

[Lem05] : J. Lemaitre, R. Desmorat, Background on Continuum Damage Mechanics, Springer Berlin Heidelberg, 2005.

[Lip00] : S.B. Lippman, J. Lajoie, L'essentiel du C++, Vuibert, 2000.

[Lop11] : S. Lophaven, H. Nielsen, J. Sondergaard, Aspects of the Matlab Toolbox DACE, Report IMM-REP-2002-13, Informatics and Mathematical Modelling, <http://www.imm.dtu.dk/~hbn/publ/TR0213.ps>, lien actif le 4-2011.

[Mah99] : R. Mahnken, Aspects on the finite-element implementation of the Gurson model including parameter identification, *International Journal of Plasticity* 15, pp.1111-1137, 1999.

[Mar05] : J.D. Martin, T. Simpson, Use of kriging models to approximate deterministic computer models, *AIAA Journal* 43, pp.853-863, 2005.

[Mas06] : M. Mashayekhi, S. Ziaei-Rad, Identification and validation of a ductile damage model for A533 steel, *journal of materials processing technology*, 177, pp.291-295, 2006.

[Min98] : M. Minkowycz, W.J. Sparrow, G.E. Schneider, R.H. Pletcher, Handbook of Heat Transfert, Wiley&Sons, 1998.

[Pag09] : E. Pagnacco, A. Caro-Bretelle, Identification par Recalage de Modèles Eléments Finis, Ecole thématique CNRS "Identification à partir de mesures de champs-Application à la mécanique des matériaux et des structures", 2009.

[Pag07] : E. Pagnacco, A. Moreau, D. Lemosse, Inverse strategies for the identification of elastic and viscoelastic material parameters using full-field measurements, *Materials Science and Engineering: A* 452-453, pp.737-745, 2007.

[Pee01] : R.H.J. Peerlings, M.G.D. Geers, R. de Borst, W.A.M. Brekelmans, A critical comparison of nonlocal and gradient-enhanced softening continua, *International Journal of Solids and Structures* 38, pp.7723-7746, 2001.

[Pil05] : M. Pillet, Plan d'expériences par la méthode Taguchi, Les Edition d'Organisation, 2005.

[Pol69] : E. Polak, G. Ribière, Note sur la converge de méthode de directions conjuguées, *Revue française d'informatique et de recherche opérationnelle* 3, pp.35-43, 1969.

[Por06] : R. Porcaro, A.G. Hanssen, M. Langseth, A. Aalberg, The behaviour of a self-piercing riveted connection under quasi-static loading conditions, *International Journal Of Solids And Structures* 43, pp.5110-5131, 2006.

[Pra11] : C. Pradille, Vers une meilleure compréhension et caractérisation du comportement des aciers à très hautes températures, thèse de doctorat, Mines ParisTech, 2011.

[Rec73] : I. Rechenberg, Evolutionsstrategie: Optimierung technischer Systeme nach Prinzipien der biologischen Evolution, Frommann-Holzboog, 1973.

[Rev10] : B. Revil-Baudard, Simulation du comportement mécanique des alliages de titane pour les procédés de mise en forme à froid de produits plats, thèse de doctorat, Mines ParisTech, 2010.

[Rey07] : B. Rey, Méthode multigrilles pour les grandes déformations et simulation numérique du procédé de roulage, thèse de doctorat, Mines ParisTech, 2007.

[Sch81] : H.-P. Schwefel, Numerical Optimization of Computer Models, JohnWiley & Sons, 1981.

[Spr06] : M. Springmann, M. Kuna, Determination of ductile damage parameters by local deformation fields: Measurement and simulation, *Archive Of Applied Mechanics* 75, pp.775-797, 2006.

[Spr03] : M. Springmann, M. Kuna, Identification of material parameters of the Rousselier model by non-linear optimization, *Computational Materials Science* 26, pp.202-209, 2003.

[Sun11] : Sun, <http://wikis.sun.com/display/GridEngine/Home>, lien actif le 02-2011.

[Tag87] : G. Taguchi, Orthogonal arrays and linear graph, American Supplier Institute Press, 1987.

[Tag78] : G. Taguchi, Off-line and on-line quality control systems, *In Proceedings of International Conferences on Quality Control* , 1978.

[Tan93] : B. Tang, Orthogonal array-based latin hypercubes, *Journal of the American statistical association* 88, pp.1392-1397, 1993.

[Tox11] : Tox, <http://www.tox-fr.com>, lien actif le 1-2011.

[Ulm03] : H. Ulmer, F. Streichert, A. Zell, Evolution strategies assisted by gaussian processes with improved pre-selection criterion, *IEEE Congress on Evolutionary*

Computation 1, pp.692-699, 2003.

[Vil09] : J. Villemonteix, E. Vazquez, E. Walter, An ifomational approach to the global optimization of expensive-to-evaluate functions, *Journal of Global Optimization* 44, pp.509-534, 2009.

[Wol97] : D.H. Wolpert, W.G. Macready, No free lunch theorems for optimization, *IEEE Transactions On Evolutionary Computation* 1, pp.67-82, 1997.

Annexe : MOOPI au laboratoire

Cette annexe a pour objectif de présenter succinctement les différentes utilisations de la plateforme MOOPI au CEMEF. Ces applications ont été mises en place durant la thèse en collaboration avec d'autres étudiants. Elles ont permis notamment de tester l'adaptivité de MOOPI à différents codes de calcul. Des applications utilisant Forge et Castem sont présentées ici.

D'autres utilisations avec Matlab® et une application Fortran de calcul monodimensionnel pour l'identification des paramètres du modèle de plasticité anisotrope de Cazacu [Rev10] sur la base d'essais de traction et cisaillement ont été réalisées mais les résultats et les détails ne sont pas présentés ici.

1 Optimisation du chauffage par induction

Auteurs des travaux : Raphaëlle Naar, François Bay

1.1 Contexte général de l'étude : la simulation numérique du chauffage par induction

Le procédé de chauffage par induction électromagnétique est de plus en plus couramment utilisé dans l'industrie pour, d'une part, préchauffer une pièce avant sa mise en forme et, d'autre part, pour les traitements thermiques métallurgiques locaux après mise en forme. Les principaux avantages des procédés de chauffage par induction sont une augmentation de température très rapide, un chauffage local et précis, une très faible inertie du système, la facilité de contrôle et d'automatisation, la propreté inhérente à son mode de fonctionnement et enfin une très bonne reproductibilité.

Le procédé de chauffage par induction consiste à faire circuler un courant variable dans un inducteur placé autour de la pièce à chauffer. Les phénomènes de base responsables des échauffements sont la circulation des courants de Foucault, l'effet Joule et les phénomènes de propagation de la chaleur.

Le chauffage par induction implique de nombreux problèmes de couplages multi-physiques et il en découle des difficultés pour contrôler les distorsions générées par ce procédé. C'est la raison pour laquelle une modélisation numérique a été développée afin de mieux contrôler la zone thermiquement affectée. Ce modèle a été développé à partir du logiciel commercial Forge®. Cet outil inclut un modèle numérique multi-physiques qui couple les champs magnétiques, le transfert de chaleur, le comportement mécanique ainsi que les changements de phase métallurgiques.

1.2 Objectif de l'optimisation : contrôler la zone thermiquement affectée (champs de températures et caractéristiques métallurgiques)

Afin de mieux contrôler le procédé de chauffage par induction et principalement la zone thermiquement affectée, l'outil MOOPI a été utilisé. Pour cette étude, deux configurations

d'optimisation différentes ont été testées avec MOOPI. Dans un premier temps, il s'agissait d'optimiser la densité de puissance dans une pièce soumise à un préchauffage avant mise en forme. Le deuxième test consistait à atteindre une température cible en un point de la pièce.

1.3 Modèle direct :

Outil numérique tridimensionnel développé au Cemef pour l'électromagnétisme couplé au logiciel Forge® en thermique et mécanique [Car08].

1.4 Observables / grandeurs optimisées :

Dans nos deux différents cas, il s'agissait d'optimiser la fréquence et la densité de courant (problème de dimension 2).

- Cas 1

Obtenir une répartition de la densité de puissance particulière en fonction de la profondeur dans la pièce. La fonction coût quantifie l'écart quadratique entre un champ de puissance dissipée cible et le champ de puissance dissipée obtenu par le modèle direct dans toute la pièce.

- Cas 2

Obtenir une évolution particulière de la température en un point de la pièce (pyromètre, montée en température de $1^{\circ}\text{C} / \text{s}$). La fonction coût évalue l'écart quadratique entre la courbe de chauffe cible et la courbe de chauffe obtenue par le modèle direct.

1.5 Spécificité du problème d'optimisation :

Le problème est mono objectif. La principale spécificité du problème réside dans les intervalles de recherche très larges ainsi que dans le temps de calcul important du modèle direct.

1.6 Résultats :

- Cas 1

Pour la répartition de la densité de puissance, nous avons obtenu une très bonne corrélation après 216 itérations (Figure A-1) :

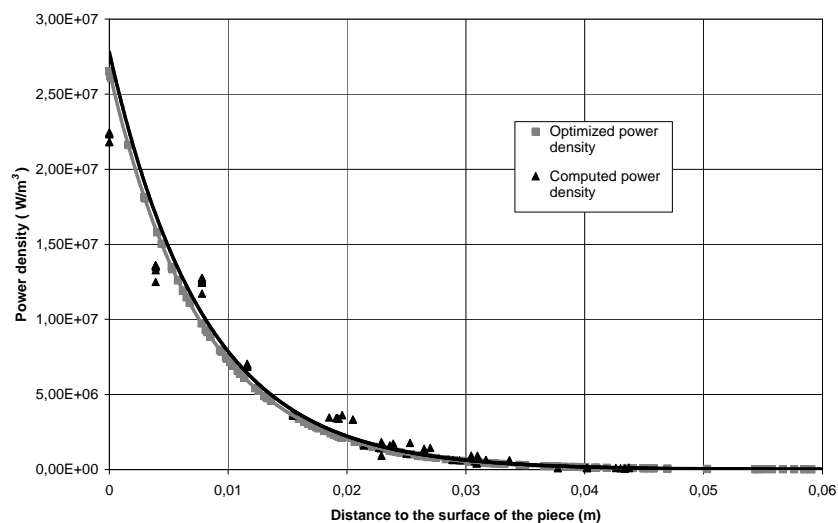


Figure A-1 : Puissance dissipée par effet joule - résultat de l'optimisation

- Cas 2

Pour l'évolution en un point de la température, nous obtenons le résultat présenté Figure A-2 après 67 itérations.

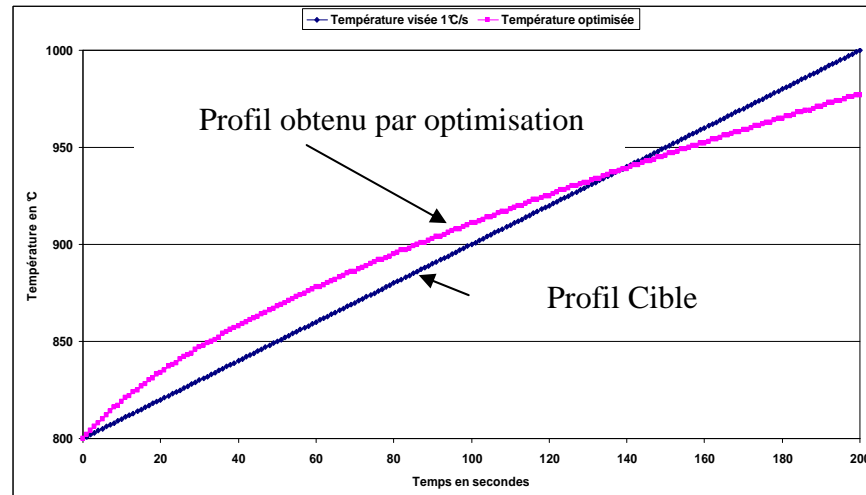


Figure A-2 : Contrôle de la montée en température d'un point de la pièce - résultat de l'optimisation

La moins bonne corrélation que nous observons est principalement due au modèle direct utilisé qui ne prend pas encore en compte la dépendance thermique de certains paramètres magnétiques et électriques.

2 Stratégie d'identification de paramètres thermo-dépendants pour la modélisation d'un procédé de prototypage rapide par fusion laser de fil métallique

Auteurs des travaux : Larbi Arbaoui, Katia Mocellin

2.1 Contexte général de l'étude : La simulation du procédé PROFIL

Ces travaux s'inscrivent dans le cadre du travail de thèse de L. Arbaoui ([Arb11]).

Le prototypage PROFIL est une variante du prototypage rapide par apport de poudre. Ces deux procédés se différencient par rapport à la forme du matériau apporté. Pour le prototypage PROFIL, un apport continu de matière est utilisé pour la réalisation de prototypes (Figure A-3).

La modélisation de ce procédé présente de nombreux défis, notamment la prise en compte des couplages entre les différentes physiques mises en jeu : mécanique des solides, des fluides, thermique, physique des plasmas, optique. Un second défi réside dans la détermination des différents paramètres physiques des modèles utilisés. C'est dans cet objectif que MOOPI est utilisé, notamment pour la détermination des paramètres de l'interaction laser métal.

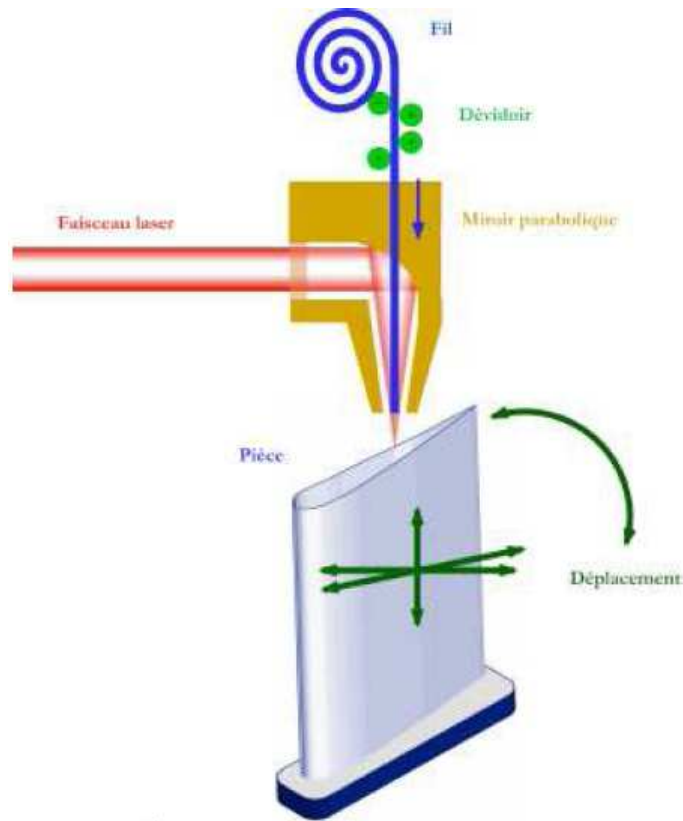


Figure A-3 : Prototypage rapide PROFIL

2.2 Objectif : optimiser la procédure d'identification par analyse inverse de lois d'évolution thermo-dépendantes de l'interaction laser matière

Afin d'obtenir une simulation prédictive du procédé PROFIL, il est indispensable d'identifier les paramètres du modèle d'interaction laser/matière. Ces paramètres sont soit liés au procédé (comme la puissance laser et le rayon du faisceau sur la zone d'interaction du faisceau laser sur le substrat), soit liés au matériau (tel que l'absorptivité à hautes températures et le plasma). Pour évaluer ces paramètres, une analyse inverse est effectuée sur des essais expérimentaux de type évolution thermique avec l'appui de la simulation numérique de ces essais.

2.3 Modèle direct :

Le modèle direct est basé sur Forge, seule la résolution thermique avec source de chaleur laser est utilisée ici.

2.4 Observables / grandeurs optimisées :

L'objectif est de calibrer une loi point à point de thermodépendance de l'absorptivité du métal, la puissance effective et le rayon effectif du faisceau laser à l'impact par rapport à des données expérimentales. Les données expérimentales sont issues de mesures de température par thermocouples lors d'un essai de chauffage par un impact laser puis de refroidissement. Les observables sont donc des courbes de température en fonction du temps.

2.5 Spécificité du problème d'optimisation :

La sensibilité de la fonction coût est faible par rapport aux paramètres, notamment si une unique observable est utilisée. Plusieurs pistes sont étudiées pour palier à ce problème de

sensibilité : l'augmentation du nombre d'observables en utilisant plusieurs thermocouples ou plusieurs essais à des puissances différentes, et l'intégration de la dérivée de l'observable dans le calcul de la fonction coût pour mieux capter les fortes variations temporelles de la température.

La fonction coût utilisée est la suivante :

$$f(p) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (T_i^{num}(p) - T_i^{exp})^2}{\sum_{i=1}^n (T_i^{exp})^2} + \frac{\sum_{i=1}^n (\dot{T}_i^{num}(p) - \dot{T}_i^{exp})^2}{\sum_{i=1}^n (\dot{T}_i^{exp})^2}}$$

Où p est le jeu de paramètres, T^{num} et T^{exp} les observables numériques et expérimentales en température et \dot{T} représente leur dérivée temporelle.

Pour construire la loi thermo-dépendante point à point, l'hypothèse est faite que l'absorptivité est croissante suivant la température. Il faut donc imposer une contrainte de croissance entre les paramètres d'optimisation, une version fonction spécifique a donc été ajoutée à MOOPI pour cette étude.

2.6 Résultats :

Les champs de température à la fin de l'impact laser et après refroidissement sont présentés Figure A-4. Les résultats en terme d'observable sont présentés Figure A-5 et Figure A-6. On observe une bonne corrélation à la fois pendant la phase de chauffe et pendant la phase de refroidissement.

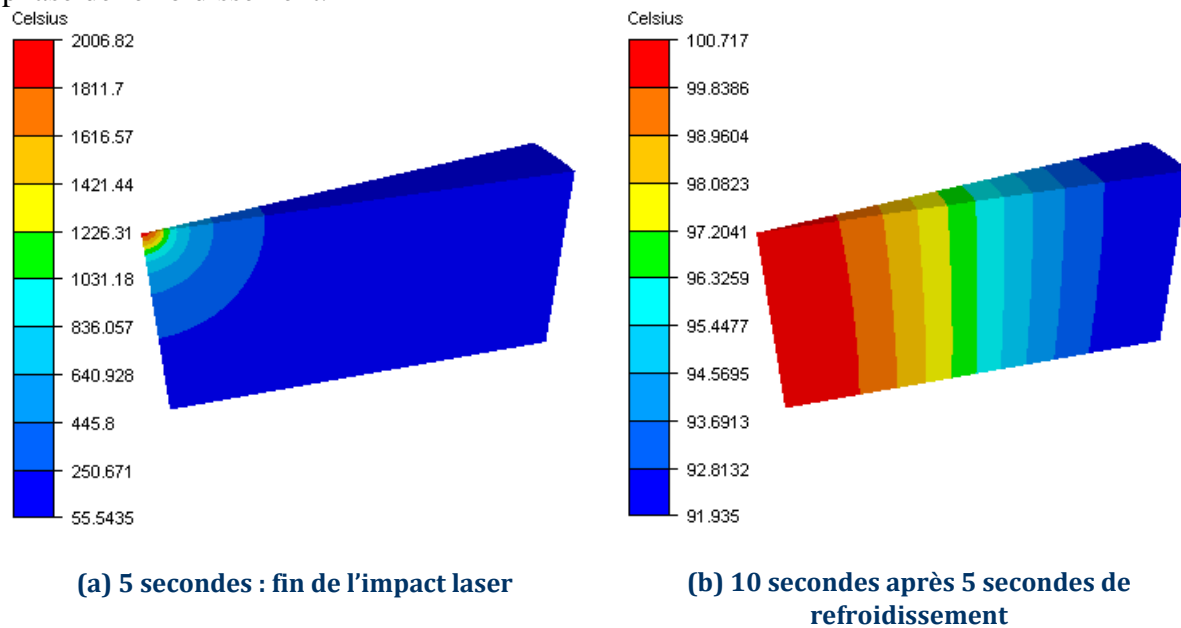


Figure A-4 : Champs de température obtenus après identification des paramètres de l'interaction laser matière - (a) $t=5$: fin de l'impact laser, (b) $t=10$: refroidissement

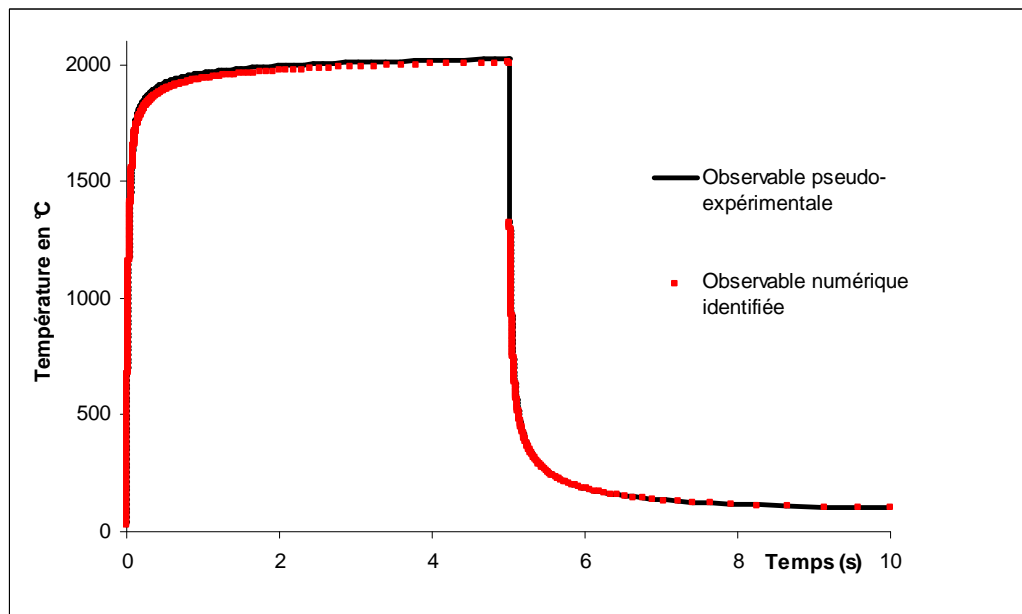


Figure A-5 : Profil de température associé au thermocouple situé dans la zone d'impact du laser

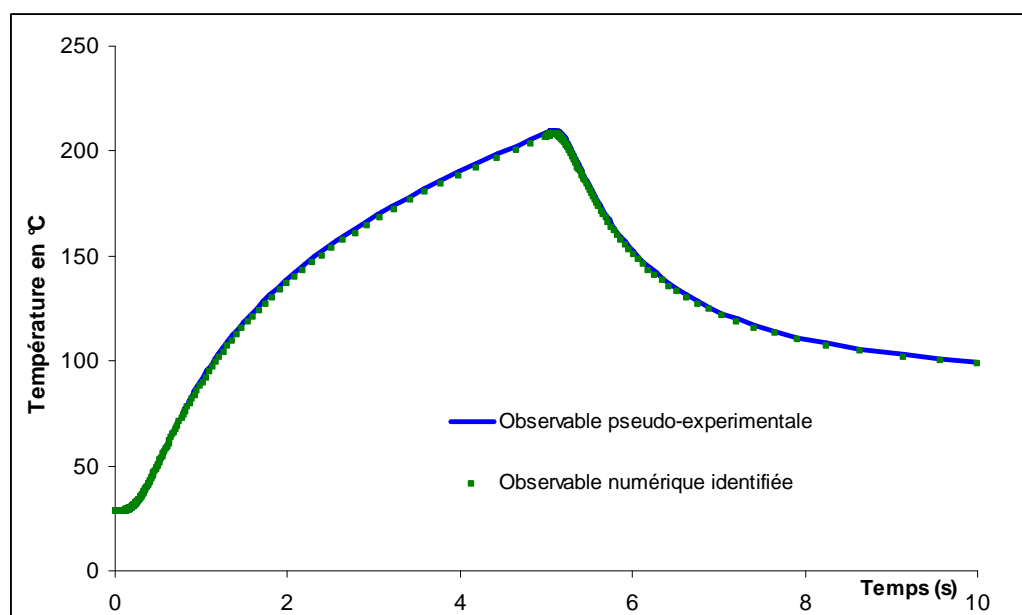


Figure A-6 : Profil de température associé au thermocouple déporté de 3mm par rapport à la zone d'impact du laser

3 Identification de paramètres pour des lois de comportement élasto-viscoplastique : application au polyéthylène gaz

Auteurs des travaux : Ziad Chebbo, Yannick Tillier

3.1 Contexte général de l'étude : étude et modélisation des structures gazières

La modélisation des structures gazières en polyéthylène et l'identification des paramètres rhéologiques des matériaux utilisés dans le réseau de distribution de gaz depuis le milieu des années 70 s'inscrit dans un projet global mené par la Direction de la Recherche et de l'innovation de GDF SUEZ afin de mieux appréhender le comportement mécanique sur le long terme, notamment dans des conditions s'écartant des conditions d'exploitation usuelles.

3.2 Objectif : caractériser différentes nuances de polyéthylène par analyse inverse sur la base d'essais de traction spécifiques

L'objectif est d'identifier de manière fiable les paramètres du modèle rhéologique du polyéthylène proposé dans la thèse de J. Kichenin [Kic92]. L'identification est réalisée par analyse inverse sur la base d'essais rhéologiques spécifiques : essais de Traction-Relaxation-Recouvrance à différentes températures.

3.3 Modèle direct :

Le modèle direct est CASTEM® [Cast11], qui est un logiciel de calcul éléments finis développé par le CEA.

3.4 Observables / grandeurs optimisées :

L'objectif est d'identifier les 6 paramètres du modèle proposé par J. Kichenin [Kic92]. Les observables utilisées sont de deux natures : la force de traction pendant les phases de l'essai pilotées en déplacement (traction et relaxation) et l'allongement pendant la phase de recouvrance pilotée en force.

La fonction coût utilisée est la somme des fonctions coût ϕ_{Phase} relatives à chaque phase de l'essai :

$$\phi_{Phase} = \frac{\sum_{i=1}^{nbpoints} (y_i^{\text{exp}} - y_i^{\text{num}})^2}{\sum_i (y_i^{\text{exp}})^2}$$

où y correspond aux valeurs des observables respectivement expérimentales et numériques.

L'exploitation de cet essai complexe à plusieurs phases conduit donc à la construction d'un problème de minimisation multi-objectifs :

$$\phi = \sum_{J=1}^{Nb\ phase} \omega_J \phi_J$$

où ω_J est la pondération de chaque phase.

3.5 Spécificité du problème d'optimisation :

Le problème de minimisation se heurte à plusieurs problèmes : le temps de résolution du modèle direct et la faible sensibilité de la fonction coût par rapport aux paramètres du modèle, l'aspect multi-objectifs et notamment le choix de la pondération.

3.6 Résultats :

CONFIDENTIEL

Le résultat obtenu permet de bien reproduire les données expérimentales. Et notamment de bien retranscrire les chargements de type relaxation et recouvrance qui sont les sollicitations les plus proches des chargements rencontrés par ces structures.

Assemblage Mécanique : Stratégies d'optimisation des procédés et d'identification des comportements mécaniques des matériaux

RESUME : Ce travail de thèse porte sur la mise en place d'une méthodologie d'optimisation des procédés d'assemblage, ainsi que sur l'identification de paramètres de lois de comportement et d'endommagement pour la modélisation des assemblages par déformation plastique. La première partie du travail est axée sur la création d'une plateforme d'optimisation et d'analyse inverse permettant d'exploiter des calculs par éléments finis. Dans le cadre du développement de cette plateforme, un algorithme d'optimisation basé sur l'exploitation d'un méta-modèle par krigeage a été développé. Afin de répondre aux problématiques de temps de calcul, une version parallèle de cet algorithme exploitant les propriétés du krigeage est proposée. Cette version parallèle montre des accélérations significatives par rapport à la version séquentielle, accélérations qui permettent un gain de temps substantiel pour résoudre le problème d'optimisation. Le second axe de ce travail propose une procédure d'optimisation de la tenue mécanique des assemblages par déformation plastique. Cette optimisation est basée sur une chaîne de modélisations incluant la phase d'assemblage et de tenue mécanique à l'arrachement. L'application de cette procédure à la technologie de clinchage permet un gain de 13% de la tenue mécanique à l'arrachement par rapport à la solution de référence. La troisième partie du travail est axée sur l'identification par analyse inverse de paramètres de lois de comportement élasto-plastique et d'endommagement. L'identification, basée sur des essais de traction, se focalise sur une loi de type élasto-plastique, couplée au modèle d'endommagement ductile de Lemaitre. Une attention particulière est portée au type d'observables utilisées pour réaliser l'identification. Trois types d'observables sont étudiées : la courbe force/déplacement, la mesure de striction, et le champ de déplacement issu de mesures de champs. L'enrichissement de la base d'observables permet de mieux définir le problème inverse en diminuant notamment les corrélations entre paramètres et rend donc l'identification plus efficace.

Mots clés : Assemblage mécanique, Optimisation, Analyse inverse, Identification, Endommagement ductile

Mechanical Joining: Strategies dedicated to processes optimisation and mechanical behaviour identification

ABSTRACT: This study deals with the development of a numerical strategy dedicated to mechanical joining processes optimisation and to parameters identification by inverse analysis. The first part is dedicated to the definition and development of an optimisation and inverse analysis platform. This platform is adapted to finite element computations. An optimisation algorithm with a kriging meta-model has been developed and included in the platform. In order to deal with time consuming computation a parallel version of this algorithm, based on kriging properties, has been developed. Significant acceleration of the parallel algorithm has been observed, leading to a decrease in time of the resolution of the optimisation issue. In the second part of this work an optimisation methodology has been carried out for mechanical joining processes. This procedure enables to optimize a global simulation chain, including both the joining process and the mechanical strength analysis of the joined component. This procedure is applied to the clinching joining process and gives rise to an 13% increase of the mechanical strength of the component. The third part of this work deals with a parameter identification study of an elastic-plastic law coupled with a ductile damage model. The identification procedure is based on a tensile test. A power hardening law and a Lemaitre model are chosen respectively for the elastic-plastic behaviour and for ductile damage. Three different observables have been taken into account: the load/displacement curve, the necking measurement, and displacement fields. Displacement fields are measured by full field measurement methods. It is shown how the enrichment of the observables database improves the definition of the inverse problem and decreases correlation issues between parameters.

Keywords: Mechanical joining, Optimisation, Inverse analysis, Identification, Ductile damage